

Proyecto Fin de Máster
Máster en Organización Industrial y Gestión de
Empresas

Análisis de la Eficiencia de la Política
Medioambiental en Países Europeos Usando DEA

Autor: Yolanda Rodríguez Vázquez

Tutor: Gabriel Villa Caro

**Dpto. de Organización Industrial y Gestión de
Empresas I**

**Escuela Técnica Superior de Ingeniería
Universidad de Sevilla**

Sevilla, 2022



Proyecto Fin de Máster
Máster en Organización Industrial y Gestión de Empresas

Análisis de la Eficiencia de la Política Medioambiental en Países Europeos Usando DEA

Autor:

Yolanda Rodríguez Vázquez

Tutor:

Gabriel Villa Caro

Profesor titular

Dpto. de Organización Industrial y Gestión de
Empresas I
Escuela Técnica Superior de Ingeniería
Universidad de Sevilla
Sevilla, 2022

Proyecto Fin de Máster: Análisis de la Eficiencia de la Política Medioambiental en Países Europeos Usando
DEA

Autor: Yolanda Rodríguez Vázquez

Tutor: Gabriel Villa Caro

El tribunal nombrado para juzgar el Proyecto arriba indicado, compuesto por los siguientes miembros:

Presidente:

Vocales:

Secretario:

Acuerdan otorgarle la calificación de:

Sevilla, 2022

El Secretario del Tribunal

A mi madre, en agradecimiento por el esfuerzo para ofrecerme la posibilidad de comenzar los estudios de ingeniería.

A mis hermanas, por saber escuchar, aunque no dominaran la materia.

A mi pareja, que ha sufrido este proceso de primera mano, con pandemia de por medio.

Agradecimientos

A mi familia, amigos y compañeros que han hecho posible alcanzar este objetivo.

A mi tutor, Gabriel por la dedicación, orientación y motivación.

Gracias por todo el apoyo.

Yolanda Rodríguez Vázquez

Sevilla, 2022

Resumen

El continuo desarrollo de las actividades económicas en todos los países ha generado impactos indeseables en el medio ambiente. Los problemas más comunes y que son perjudiciales para la salud, son los elevados índices de consumo de agua y energía junto con el aumento de los niveles de contaminación. Por ello es cada vez más necesaria la aplicación de medidas para mitigar estos efectos nocivos para los seres humanos y el planeta en general.

Existen numerosas técnicas para la evaluación de la eficiencia ambiental, entre las cuales el Análisis Envolvente de Datos (DEA) ha despertado gran interés en los últimos años. DEA es un método no paramétrico eficaz para evaluar la eficiencia relativa de Unidades de Decisión (DMU) como una industria, una ciudad o un país. Permite comparar los rendimientos de las unidades de estudio, identificar qué unidades son más eficientes y proponer líneas de mejora para las ineficientes.

En este trabajo se pretende estudiar el éxito que han tenido los países europeos en las aplicaciones de políticas para la reducción del impacto ambiental de sus actividades económicas en el año 2020, aplicando el modelo DEA de de Färe & Grosskopf, (2004) para las tecnologías CRS y VRS.

Abstract

The continuous development of economic activities in all countries has generated undesirable impacts on the environment. The most common problems, which are detrimental to health, are high rates of water, energy consumption and high levels of pollution. It is therefore necessary to implement measures to mitigate these harmful effects on humans and the planet.

There are numerous techniques for the assessment of environmental efficiency, among which Data Envelopment Analysis (DEA) has attracted interest in recent years. DEA is a non-parametric method for assessing the relative efficiency of Decision-Making Units (DMU) such as an industry, a city, or a country. It allows comparing the performances of the units under study, identifying which units are more efficient and proposing lines of improvement for the inefficient ones.

This paper studies how successful European countries have been applying environmental policies to reduce the impact of their economic activities in 2020, using Färe & Grosskopf DEA Model, (2004), for CRS and VRS technologies.

Índice

Agradecimientos	ix
Resumen	xi
Abstract	xiii
Índice	xv
Índice de Tablas	xvii
Índice de Figuras	xix
Notación	xxi
1 Objetivo del Presente Trabajo	1
2 Introducción	3
3 Revisión Bibliográfica	5
3.1 <i>Origen de la evaluación de la eficiencia medioambiental.</i>	5
3.2 <i>Aplicación sobre eficiencia Ambiental atendiendo a los diversos tópicos de la Metodología DEA.</i>	6
3.2.1 Aplicaciones de Modelos DEA al estudio de la eficiencia ambiental según la tecnología.	6
3.2.2 Aplicaciones de Modelos DEA al estudio de la eficiencia ambiental según su métrica.	7
3.2.3 Aplicaciones de Modelos DEA al estudio de la eficiencia ambiental según la estructura del problema y Metodología de Resolución.	8
3.3 <i>Clasificación de las aplicaciones de Modelos DEA en estudios ambientales atendiendo a la naturaleza de las salidas no deseadas.</i>	9
3.3.1 Investigaciones que consideran las salidas indeseables como entradas.	9
3.3.2 Aplicaciones del modelo DEA tradicional con transformación de datos.	10
3.3.3 Estudios realizados aplicando el concepto <i>Weak Disposability</i> , WD.	11
3.4 <i>Aplicaciones a nivel Macro de Modelos DEA al estudio de la eficiencia ambiental.</i>	12
4 Medición de la eficiencia medioambiental mediante DEA en los países europeos	21
4.1 <i>Modelo DEA con salidas indeseables bajo el concepto de Weak Disposability. Enfoque propuesto.</i>	21
4.2 <i>Aplicación a la eficiencia medio ambiental en los países europeos.</i>	25
5 Análisis de los Resultados	29
5.1 <i>Análisis de la eficiencia ambiental de países europeos en el año 2020.</i>	29
5.1.1 Datos de partida para aplicar DEA	29
5.1.2 Resultados y análisis de eficiencia en el año 2020	32
6 Resumen y Conclusiones	37
Bibliografía	39
Anexo 1. Código del modelo en Lingo	45
CÓDIGO MODELO FÄRE & GROSSKOPF CRS	45
CÓDIGO MODELO FÄRE & GROSSKOPF VRS	47
Anexo 2. Resultados de los modelos Färe & Grosskopf CRS y VRS	55

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 Ejemplos de aplicaciones de DEA usando variables macro, salidas no deseadas y diferentes enfoques en la disponibilidad de las entradas y salidas. Fuente: Elaboración propia.	19
Tabla 2. Datos de entradas y salidas para los países europeos en el año 2020. Fuente: EUROSTAT.	30
Tabla 3. Unidades de las entradas y salidas. Fuente: Elaboración propia.	30
Tabla 4. Targets y valores de eficiencias para las DMUs no eficientes obtenidos con el modelo CRS. Fuente: Elaboración propia.	33
Tabla 5. Targets y valores de eficiencias para las DMUs no eficientes obtenidos con el modelo VRS. Fuente: Elaboración propia.	34
Tabla 6. Resultados obtenidos mediante Lingo 18 de los modelos DEA propuestos, CRS (7) y VRS (8) para los diferentes países europeos en el año 2020. Fuente: Elaboración propia.	55
Tabla 7. Valores de la variable λ_j obtenidos con el modelo CRS para las diferentes DMUs del estudio. Fuente: Elaboración propia.	56
Tabla 8. Valores de la variable λ_j obtenidos con el modelo VRS para las diferentes DMUs del estudio. Fuente: Elaboración propia.	57

ÍNDICE DE FIGURAS

- Ilustración 1. Representación de la Tecnología DEA (CRS) con enfoque Strong Disposability cuando se representan dos salidas deseadas, (y_1, y_2) , suponiendo la entrada x constante. Fuente: Elaboración propia. 22
- Ilustración 2. Representación de la Tecnología DEA (CRS) con enfoque Weak Disposability cuando se dibuja la salida deseada y no deseada, (y, b) , suponiendo la entrada x constante. Fuente: Elaboración propia. 24
- Ilustración 3. Esquema entradas y salidas de la DMU. Fuente: Elaboración propia. 26
- Ilustración 4. Representación gráfica de las tres variables de entrada, población, GP y FBCF para los diferentes países europeos considerados como DMUs del modelo DEA. Fuente: Elaboración propia. 30
- Ilustración 5. Representación gráfica de las variables de salida, emisiones GEI, consumo de energía e índice de explotación de agua para los diferentes países europeos considerados como DMUs, ordenados según PIB decreciente. Fuente: Elaboración propia. 31
- Ilustración 6. Representación gráfica del gasto de protección ambiental, PIB y emisiones GEI de los diferentes países europeos considerados como DMUs, ordenados según GP decreciente. Fuente: Elaboración propia. 32
- Ilustración 7. Valores de eficiencias obtenidas con los modelos CRS (7) y VRS (8) para los países europeos ineficientes en la tecnología CRS en el año 2020. Fuente: Elaboración propia. 33
- Ilustración 8. Gasto en Protección Ambiental y eficiencias obtenidas en CRS y VRS para los países europeos. Fuente: Elaboración propia. 35

Notación

Siglas	Descripción
CEf	Consumo Final de Energía
CO2	Dióxido de Carbono
CRS	Constant Return to Scale
DBO	Demanda Bioquímica de Oxígeno
DEA	Data Envelopment Analysis
DFSBM-DEA	Double Frontier SBM-DEA
DMSU	Decision Making Sub-Unit
DMU	Decision Making Unit
EPI	Environmental Performance Index
ETFEE	Ecological Total-Factor Energy Efficiency
FBCF	Formación Bruta de Capital Fijo
GEI	Gases de Efecto Invernadero
GP	Gasto de Protección ambiental
GPCI	Índice Global Power City'
GRI	Global Reporting Initiative
GRP	Gross Rating Point
IBES	Índice de Bienestar Económico Sostenible
IEx	Índice de Explotación del Agua
IM	Índice de Malmquist
IPCC	Panel Intergubernamental del Cambio Climático
ISA	Índice de Sostenibilidad Ambiental
MCPI	Malmquist CO ₂ emission performance index
MEA	Multi-directional Efficiency Analysis
MPI	Malmquist Productivity Index
OCDE	Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos
PIB	Producto Interior Bruto
PM	Particular Matter
POB	Población
RAM-DEA	Range Adjusted Measure - Data Envelopment Analysis
SBM	Slack Based Model
SD	Strong Disposability
SE-DEA	Super-Efficiency Data Envelopment Analysis
SFA	Stochastic Frontier Analysis
TFEE	Total-Factor Energy Efficiency
TFM	Trabajo Fin de Máster
VAB	Valor Agregado Bruto
VRS	Variable Return to Scale
WD	Weak Disposability
ZSG-DEA	Zero Sum Gains Data Envelopment Analysis models

1 OBJETIVO DEL PRESENTE TRABAJO

El cambio climático es un conjunto de fenómenos globales creados principalmente por la quema de combustibles fósiles dando como resultado la emisión a la atmósfera terrestre de gases de efecto invernadero (GEI), que atrapan el calor y provocan el aumento de la temperatura media del planeta. Esto no sólo es una amenaza para el medio ambiente sino para los seres humanos y el resto de vida de este planeta.

Estos gases de efecto invernadero existen naturalmente en la atmósfera, pero con el desarrollo de la economía y el crecimiento de la actividad industrial humana han llegado a proporciones fuera de control, por lo que se ha convertido en un problema mundial que ha ido cobrando más importancia en los últimos 30 años.

A finales del año 2018 el IPCC (El Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático o Panel Intergubernamental del Cambio Climático) comunicó en un informe que es posible detener el cambio climático antes de que la temperatura promedio de la superficie del planeta supere los 1.5°C. Este objetivo es planteado por la comunidad internacional en el Acuerdo de París que fue firmado en 2015 y que representa un tratado internacional sobre el cambio climático donde por primera vez todos los países se unen para emprender esfuerzos ambiciosos con los que combatir el cambio climático y adaptarse a sus efectos. Con el tiempo un número creciente de países y organizaciones se han sumado a la participación de la conservación, protección y mitigación de los impactos en el medio ambiente. En los últimos tiempos más de 100 países participaron en la firma de acuerdos internacionales relacionados con el medio ambiente como el Protocolo de Kioto.

Además, la lucha contra el cambio climático es una oportunidad de reestructurar las economías y sociedades para alcanzar objetivos importantes como la mitigación de la pobreza, la equidad de género, la eliminación de la malnutrición, los derechos humanos a la salud, etc.

Explorar y analizar hasta qué punto han tenido éxito las iniciativas adoptadas para reducir dichos problemas ambientales se ha convertido en una necesidad. Algunas metodologías que se han desarrollado para evaluar el desempeño ambiental son el Índice de Rendimiento Ambiental o Índice de Desempeño Ambiental (*Environmental Performance Index, EPI*) que cuantifica numéricamente y clasifica el desempeño ambiental de las políticas aplicadas por un país. Por otro lado, existen numerosos indicadores de sostenibilidad ambiental y de desarrollo sostenible como son el Índice de bienestar económico sostenible (IBES), El Índice de Sostenibilidad Ambiental (ISA), la huella ecológica o el Índice del Planeta Vivo (*World Wildlife Fund International*) entre otros. (Quiroga Martínez et al., 2001)

Sin embargo, la prosperidad económica y la mitigación del cambio climático pueden entrar en conflicto y los gobiernos pueden otorgarles diferentes prioridades, por lo que sería de gran utilidad disponer de una medida que proporcione una visión objetiva de cómo las políticas adoptadas están contribuyendo o no a la protección y restauración del medio ambiente.

El análisis envolvente de datos DEA proporciona un enfoque adecuado para dicha evaluación. Permite evaluar la eficiencia relativa de una entidad o unidad de toma de decisiones DMU utilizando un conjunto de entradas, o recursos, y salidas, productos o resultados, evaluando el rendimiento de cada DMU en relación con otras similares, considerando de manera justa el conjunto completo de entradas y salidas.

El objetivo del presente trabajo es analizar la eficiencia ambiental mediante DEA de los países europeos en referencia a su gestión de las políticas ambientales aplicadas y proponer medidas para mitigar los impactos ambientales teniendo en cuenta el bienestar social y económico para cada país del análisis.

2 INTRODUCCIÓN

La contaminación atmosférica y el cambio climático tienen importantes repercusiones sobre la salud de las personas. Debido al aumento de las políticas ambientales aplicadas en los países europeos en los últimos años, la calidad del aire está mejorando, pero sigue presentando valores de contaminación perjudiciales para la salud.

El elevado consumo de energía y el aumento de la actividad industrial hacen que la contaminación atmosférica y la escasez de recursos sigan siendo los mayores peligros ambientales para Europa, dando como resultado una menor calidad de vida debido al aumento de enfermedades y muertes prematuras causadas por dicho impacto ambiental.

Por este motivo, se precisan medidas más estrictas para combatir el daño causado por la contaminación. La medición de la eficiencia ambiental se ha convertido en un aspecto esencial de la investigación ya que puede proporcionar a los responsables de las políticas públicas la información necesaria para la evaluación del rendimiento, el análisis de las políticas ambientales aplicadas y la toma de decisiones.

Este trabajo comienza con una revisión sobre la literatura actual en cuanto a las aplicaciones del Análisis Envoltante de Datos para estudiar la eficiencia medioambiental. Esta revisión se realiza en distintos apartados, se introduce explicando los motivos que despertaron el interés por la evaluación de la eficiencia ambiental, a continuación, se realiza una clasificación de las investigaciones según los diversos tópicos que puede tomar la metodología DEA, como son la tecnología, la métrica del modelo o la estructura de éste.

Debido a que los factores ambientales que se tienen en cuenta son aspectos negativos, se introduce una clasificación de las aplicaciones de DEA atendiendo a la naturaleza de las salidas no deseadas. Por último, según las variables involucradas en el problema se puede hacer una distinción entre aplicaciones a nivel micro o macro. Debido a la similitud en el uso de variables macro con el objetivo de este trabajo se hace una recopilación de los estudios más significativos.

Una vez realizada la revisión bibliográfica, se explica de forma general el modelo DEA seleccionado para el trabajo, de Färe & Grosskopf, (2004). Se detallan el conjunto de entradas y salidas seleccionadas para el caso de aplicación práctica y se adapta dicho modelo a estas variables. A continuación, se lleva a cabo la aplicación evaluando la eficiencia ambiental de 30 países europeos, procediendo a analizar los resultados obtenidos.

Finalmente, se realiza un breve resumen de las reflexiones realizadas a lo largo del trabajo detallando las conclusiones, propuestas para la ampliación del caso práctico y líneas de futuro del trabajo.

3 REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA

En este capítulo se revisará la literatura sobre las aplicaciones del Análisis Envolvente de Datos para el estudio de la eficiencia o sostenibilidad ambiental. Se introduce la revisión explicando el punto de partida que despertó el interés por evaluar la eficiencia medioambiental para continuar detallando los avances en cuanto a investigación que han ido surgiendo en los últimos años y que pueden clasificarse en diversos enfoques.

3.1 Origen de la evaluación de la eficiencia medioambiental.

El interés por evaluar la eficiencia medioambiental se remonta a la década de los ochenta cuando los investigadores se centraron en la energía limitada y las emisiones de dióxido de carbono generadas por las actividades productivas. Hasta ahora se han desarrollado numerosas técnicas de análisis cuantitativo en la evaluación de la eficiencia ambiental empleando tanto técnicas estocásticas como deterministas, que estiman los índices de manera paramétrica o no paramétrica.

El Análisis Envolvente de Datos (DEA *Data Envelopment Analysis*) desarrollado por Charnes et al., (1978) es un método no paramétrico para evaluar la eficiencia de las unidades de decisión (DMU) basándose en múltiples entradas y salidas (*Inputs y Outputs*). Esta metodología crea una frontera formada por las DMU que muestran los mejores resultados y asigna un nivel de eficiencia a aquellas unidades que no se encuentran en la frontera eficiente en función de su distancia a ésta.

Una de las principales ventajas de la técnica de DEA es que no es necesario tener en cuenta la relación funcional entre las entradas y salidas, simplemente que el uso de estas entradas explique los resultados de las salidas. Además, tampoco es necesario proporcionar previamente pesos ponderados a las variables evitando que el responsable de la toma de decisiones asigne más o menos peso en función de sus preferencias o criterios subjetivos, sino que la ponderación se obtiene como resultado de la programación.

A lo largo de los años la metodología DEA se ha enriquecido enormemente dando lugar a numerosos modelos que se han empleado en diversas aplicaciones, incluida la investigación de la sostenibilidad ambiental.

Es inevitable que durante cualquier proceso productivo se generen productos no deseables, como ocurre con las emisiones de CO₂. Este tipo de salidas, cuyo objetivo es minimizarlas, no pueden cumplir con las hipótesis generales establecidas por el modelo DEA tradicional que son: ‘maximizar los productos manteniendo constantes las entradas’ o ‘minimizar las entradas manteniendo constante el nivel de salida producida’. Estas hipótesis solo tienen en cuenta los resultados de producción deseables por lo que las salidas indeseables deben tratarse especialmente ampliando el modelo DEA tradicional de manera que se minimicen los recursos empleados al mismo tiempo que se reducen las emisiones de resultados indeseables, bajo la circunstancia de mantener la salida del producto sin cambios, o mantener el mismo objetivo de entradas al tiempo que se aumentan las salidas deseables y se reducen las indeseables tanto como sea posible.

Los investigadores también han concluido que la sostenibilidad de la conservación de la energía y la protección del medio ambiente interactúan en gran medida con el aumento de la eficiencia en el proceso de producción, lo que da lugar a la necesidad de estudiar la eficiencia económica junto con las consideraciones medioambientales (Jebaraj & Iniyar, 2006). Por lo tanto, en la eficiencia medio ambiental influyen factores como el consumo de recursos, el consumo de energía, la relación entre el consumo de recursos y el PIB, la inversión realizada para la protección ambiental, el rendimiento medioambiental, etc.

En su artículo, Zhou et al., (2021a) realizan una profunda revisión de la literatura sobre la aplicación de los modelos DEA en la sostenibilidad y detectan que la aplicación de esta metodología a la evaluación de la eficiencia ambiental o sostenibilidad se remonta al año 1983 cuando Pittman incluye por primera vez el concepto

de disponibilidad de la tecnología débil para hacer referencia a que las salidas indeseables como los contaminantes no pueden reducirse sin que esto implique una reducción en alguna de las salidas deseables. Färe et al., (1989) llegan a las mismas conclusiones años después y no es hasta 1996 cuando Färe et al., (1996) elaboran indicadores de rendimiento ambiental para clasificar empresas eléctricas que utilizan combustibles fósiles. Desde entonces DEA se ha ido abriendo camino en un amplio espectro de aplicaciones dentro del área de la sostenibilidad para evaluar la eficiencia energética y medioambiental, en su mayoría enfocadas a evaluar la sostenibilidad empresarial o industrial.

3.2 Aplicación sobre eficiencia Ambiental atendiendo a los diversos tópicos de la Metodología DEA.

Debido a lo prolífico del estudio DEA existen multitud de aplicaciones en el campo de la gestión ambiental centradas en los diversos tópicos de la metodología DEA, como son la tecnología, la métrica del modelo o la estructura de éste. En este apartado se recopilan algunos de los estudios de la eficiencia ambiental más relevantes en los que los autores han aplicado los diferentes tópicos que ofrece la metodología DEA.

3.2.1 Aplicaciones de Modelos DEA al estudio de la eficiencia ambiental según la tecnología.

La tecnología de producción viene definida por la tipología de los rendimientos a escala que son la forma en la que los recursos o entradas son combinados para obtener los productos o salidas. Existen numerosos tipos de tecnologías en función de estos rendimientos, debido a que con diferencia son las más utilizadas en el ámbito medio ambiental, en este trabajo se tratarán aplicaciones de las tecnologías CRS y VRS. La combinación de entradas puede caracterizarse por la existencia de rendimientos a escala constante (CRS *Constant Return to Scale*), cuando el incremento porcentual de la salida es igual al incremento porcentual de las entradas; o rendimientos a escala variable (VRS *Variable Return to Scale*), la tecnología presenta este tipo de rendimientos cuando el incremento porcentual de las salidas es mayor o menor que el incremento porcentual de las entradas.

El modelo DEA-CCR desarrollado por Charnes et al., (1978) proporciona medidas de eficiencia radiales con retorno de escala constante (CRS) en el que se considera que cualquier unidad puede alcanzar la eficiencia independientemente de su tamaño. La eficiencia que se obtiene con este modelo es global, ya que todas las DMUs tienen como unidades de referencia sobre las que compararse las de mayor productividad. Por otro lado, el modelo DEA-BCC desarrollado por Banker et al., (1984) está formulado bajo el supuesto de retorno de escala variable (VRS) y resuelve los problemas que conlleva que las unidades tengan dimensiones diferentes y que algunas no puedan ser capaces de alcanzar la productividad debido a su tamaño. Para resolver este inconveniente y poder trabajar con unidades de escala variable cada DMU se proyectará sobre las más eficientes dentro de las de su tamaño. Con esto se demuestra que la eficiencia productiva de una unidad no solo viene dada por su capacidad de gestión, sino que además viene dada por la escala en la que se opere.

Korhonen & Luptacik, (2004) utilizaron el concepto de ecoeficiencia para denominar a un indicador de eficiencia DEA en presencia de *outputs* no deseadas. Utilizaron dos enfoques diferentes; el primero descompone el problema en dos partes: (a) Medir la eficiencia técnica con un Modelo DEA tradicional como la relación entre los resultados indeseables y las entradas y (b) Medir la eficiencia ecológica como la relación entre los resultados deseados y los indeseables. La eficiencia técnica y la eficiencia ecológica son ahora las variables de salida de un nuevo modelo DEA, con las entradas iguales a 1, que devuelve como resultado el indicador de ecoeficiencia. En el segundo enfoque tratan los *outputs* indeseables como entradas ya que se pretenden disminuir. Aplican estos enfoques para medir la ecoeficiencia de 24 centrales eléctricas de un país europeo con un enfoque CCR, retorno de escala constante y, aunque no declararon explícitamente su supuesto de disponibilidad, asumieron que los resultados indeseables son fuertemente disponibles (SD) en sus modelos. Utilizaron como entrada el coste total invertido en la reducción de las emisiones y como salidas indeseables consideraron el polvo, y las emisiones de NO_x y SO₂.

La mayoría de los estudios asumen que la tecnología DEA posee rendimientos de escala constante (CRS). Zhou et al., (2008) propusieron un método de análisis de las emisiones de carbono basado en el análisis envolvente de datos y en la función de distancia de Shephard. Estos tipos de funciones de distancia de Shephard se basan en el concepto de medida de eficiencia radial que asume un ajuste proporcional para todas las salidas o entradas. Analizan las tecnologías DEA con rendimientos a escala no crecientes (NIRS) y rendimientos a escala variables

(VRS) y presentan un estudio sobre la medición del rendimiento de las emisiones de carbono de ocho regiones del mundo en 2002.

El estudio de Jiang et al., (2020) utilizó un modelo SBM-DEA basado en las holguras, orientado a las entradas, con rendimientos variables a escala (VRS) y evaluación comparativa de grupos o clúster para evaluar la eficiencia de las plantas de tratamiento de aguas residuales en materia de sostenibilidad. Incluyen tres entradas: costo operativo, consumo de electricidad y mano de obra; tres salidas deseables: tasa de eliminación de demanda química de oxígeno, tasa de nitrógeno amoniacal y rendimiento de agua recuperada; y una salida no deseada: cantidad de lodo seco. A partir de este análisis, se obtienen recomendaciones y estrategias para mejorar las plantas. Se proponen un mejor uso de los recursos existentes y una mejora en las políticas a nivel gubernamental y empresarial.

Por último, Mohebbali et al., (2020) han utilizado la DEA, considerando tanto los enfoques orientados a las salidas como a las entradas para la evaluación del impacto ambiental de una planta de lavado de carbón en el norte de Irán. Consideran como entradas los impactos ambientales ya que se pretenden disminuir y como salidas los impactos económicos y sociales al ser unos impactos positivos. Utilizan tanto el enfoque de retorno a escala constante CRS como el retorno de escala variable VRS con un enfoque de maximizar las salidas. Concluyen que la evaluación de los impactos ambientales de las industrias minerales con el enfoque VRS orientado a maximizar la producción se acerca más al concepto de desarrollo sostenible.

3.2.2 Aplicaciones de Modelos DEA al estudio de la eficiencia ambiental según su métrica.

Atendiendo a cómo se proyectan las unidades productivas sobre la frontera eficiente, los modelos DEA pueden clasificarse en aquéllos en los que la dirección de proyección de la DMU es única y fija, como los modelos con métrica clásica de entrada o salida, y aquellos en los que la proyección de la DMU puede realizarse en varias direcciones, en este tipo de modelos la reducción de entradas y el aumento de salidas se evalúan por separado buscando dirección de mejora más favorable para cada una de las variables de manera independiente. Dentro de esta última categoría existen los modelos DEA basados en la holgura (*SBM Slacks Based Measure*) cuyas aplicaciones también son abundantes en estudios de eficiencia ambiental.

En la mayoría de los artículos desarrollados hasta 2012 emplean medidas de eficiencia radial. De las diversas medidas DEA no radiales, la más típica y ampliamente utilizada se conoce como la medida basada en la holgura propuesta por Tone, (2001). Esta medida escalar trata directamente con los excesos de las entradas y las deficiencias de las salidas de la DMU y proyecta cada entidad al punto más lejano de la frontera eficiente de manera que la función objetivo se minimizará encontrando las holguras máximas.

P. Zhou et al., (2006) desarrollan un modelo DEA basado en holguras en el que incorporan salidas no deseables para evaluar el impacto de la regulación ambiental en la eficiencia económica. Proponen dos medidas de eficiencia basadas en la holgura para modelar el desempeño ambiental a través de la resolución de modelos DEA, la primera es un índice compuesto con mayor poder discriminante para medir el desempeño económico-ambiental y la segunda medida sirve para estimar los impactos de las regulaciones ambientales.

Siguiendo con esta línea, Choi et al., (2012) son los pioneros en analizar la eficiencia y los costes de reducción de las emisiones de CO₂ simultáneamente en China desde una perspectiva de eficiencia productiva. Para poder capturar toda la ineficiencia técnica, que no consiguen hacerlo las medidas de eficiencia radial, emplean una medida de eficiencia basada en holguras que mide todas las variables de holgura de entradas y salidas y puede descubrir todas las fuentes de ineficiencia. Con este método estiman las reducciones potenciales y la eficiencia de las emisiones de CO₂ y posteriormente calculan los costes marginales de la reducción de dichas emisiones.

Algunos artículos de la literatura también emplean una variante del modelo DEA tradicional que es el Modelo de Supereficiencia SE-DEA (*Super-Efficiency Data Envelopment Analysis*). Se trata de un modelo que compara unidades eficientes entre sí pudiendo obtener valores de eficiencia superiores a la unidad. Dentro de las aplicaciones para medir la eficiencia ambiental con este método se encuentra el estudio de Li & Hu, (2012) que midieron la eficiencia ambiental de 30 provincias de China entre 1991 y 2001 utilizando el modelo de supereficiencia y considerando salidas indeseables. Se basan en la medida de eficiencia mediante holguras SBM desarrollado por Tone, (2004), una variante de su desarrollo anterior (Tone, 2001) pero que tiene en cuenta las salidas no deseadas, introduciendo el concepto de supereficiencia el modelo (Super-SBM). Utilizan el índice TFEE (Factor Total de Eficiencia Energética) propuesto por Hu & Wang, (2006) que se construye con la relación entre el consumo de energía objetivo sugerido por DEA y el consumo de energía

real. Este índice solo tiene en cuenta el PIB como única salida deseable, por lo que Li & Hu, (2012) lo mejoran considerando la contaminación ambiental como salida no deseable y desarrollan el ETFEE (Factor Total Ecológico de Eficiencia Energética).

3.2.3 Aplicaciones de Modelos DEA al estudio de la eficiencia ambiental según la estructura del problema y Metodología de Resolución.

Según la estructura del problema, entendiéndola como el procedimiento de resolución, es posible hacer distinción entre varias versiones de DEA. El modelo DEA tradicional se aplica en una sola etapa, sin embargo, a lo largo de los años, numerosos estudios han desarrollado variantes de esta metodología en las que la obtención de los resultados se consigue en varias etapas, lo que implica la resolución de más de un problema para cada unidad, éstos son conocidos como Modelos DEA en dos o tres etapas y modelos multietapas. También pertenecen a esta categoría los Modelos DEA en Red o Network DEA, en ellos las salidas de una sub-DMU pueden formar parte de las entradas de otra sub-DMU por lo que la resolución del modelo también debe aplicarse a en varias etapas.

Existen varios artículos en los que se emplea simultáneamente la inferencia estadística y el análisis envolvente de datos para complementar uno con el otro reforzando los resultados y las conclusiones obtenidas, elaborar intervalos de confianza e indicadores. Zhou et al., (2010) amplían la investigación sobre el rendimiento de las emisiones de CO₂ introduciendo las series temporales a través de un Índice MCPI (*Malmquist CO₂ emission Performance Index*). El MCPI se obtiene resolviendo varios modelos DEA en diferentes etapas. Utilizando el índice, se estudia el rendimiento de las emisiones de los 18 principales emisores de CO₂ del mundo desde 1997 hasta 2004. Se presentan los resultados de un análisis de regresión entre países para investigar los determinantes del MCPI lo que invita a utilizar el marco de evaluación de factores externos en estudios posteriores.

El hecho de tener en cuenta factores externos que puedan influir en el resultado del modelo ha llamado la atención en las investigaciones durante los últimos años, lo que ha llevado a desarrollar modelos para el estudio de la eficiencia en varias etapas que permitan tener en cuenta la relación estocástica entre las entradas y salidas y poder asumir que las desviaciones de la frontera pueden reflejar tanto ineficiencias como ruido en los datos.

En la actualidad, el modelo DEA de tres etapas empleado en la investigación académica comprende dos tipos: El modelo DEA de tres etapas de Fried et al., (2002) y el modelo DEA de tres etapas de Ruggiero, (1998).

- En el modelo DEA de tres etapas de Fried los efectos de los factores externos se excluyen mediante el modelo SFA en la segunda etapa.
- En el modelo DEA de tres etapas de Ruggiero se construye un índice predictivo en la segunda etapa que se utiliza como entrada en el modelo DEA original en la tercera etapa para eliminar la influencia en los datos de factores externos aleatorios.

Dong et al., (2017) se basan en el modelo de tres etapas de Ruggiero, (1998) empleando también el concepto de supereficiencia para medir la eficiencia regional de las emisiones de carbono en China. En la primera etapa calculan la eficiencia de las unidades de estudio aplicando el modelo de supereficiencia DEA (SE-DEA), en la segunda etapa realizan un análisis de regresión para descomponer los factores medioambientales y en la tercera etapa desarrollan un valor predictivo al que denominan Índice Medioambiental que se emplea como variable de entrada aplicando así el modelo en tres etapas de Ruggiero.

Bang et al., (2019) son de los primeros investigadores en cuantificar la ecoeficiencia empresarial para la reducción de las emisiones de CO₂ y el consumo de energía con el fin mitigar el cambio climático, basándose no solo en medidas de rendimiento ambiental sino también introduciendo el aspecto económico. Aplican el método de análisis envolvente de datos propuesto por P. Zhou et al., (2008) a 119 empresas de 17 industrias de Corea del Sur en la primera etapa y a continuación realizan un análisis estadístico de regresión para identificar y analizar qué indicadores de rendimiento y variables medioambientales afectaban significativamente a la eficiencia de los costes.

Zeng et al., (2020) propusieron un modelo DEA de dos etapas para evaluar los planes técnicos de las energías renovables. Han utilizado el concepto de números difusos para transformar los índices cualitativos en medidas cuantitativas. Este novedoso procedimiento en dos etapas proporciona ideas sobre cómo ajustar la estructura energética para lograr el mejor uso de las energías renovables con la máxima eficiencia. Emplean un modelo de DEA de supereficiencia para determinar los desempeños integrales de diferentes planes basados en el concepto de eficiencia relativa. Se establece un modelo de optimización que combina múltiples recursos de energía renovable en función de los resultados de eficiencia relativa del proceso de evaluación. Este modelo tiene como objetivo la máxima eficiencia en su conjunto y puede utilizarse para optimizar las proporciones de diferentes recursos de energía renovable.

Los modelos originales de DEA (CCR, BCC y sus variantes) suponen una completa independencia de las entradas (o salidas), es decir, que la que la entrada (o la salida) de una DMU determinada no afecta a la entrada (o la salida) de las demás. Gomes & Lins, (2008) desarrollan un modelo de cuota de emisiones de carbono basado en que esa independencia no existe, sino que los valores de las entradas o salidas de una DMU pueden afectar a las entradas o salidas de las demás, o a su puntuación. Por ejemplo, en la evaluación de la eficiencia de las unidades productivas que producen algo para abastecer una demanda constante, si una DMU ineficiente aumenta su producción y alcanza la frontera eficiente, otras unidades tendrán que reducir su producción, para mantener la cantidad fija determinada por la demanda. En este nuevo modelo denominado modelo ZSG-DEA la forma en que una DMU alcanza su objetivo en la frontera eficiente implica cambiar la frontera. En este trabajo Gomes & Lins, (2008) propusieron estrategias de búsqueda de objetivos en el DEA, según esta estrategia, la DMU ineficiente que busca la eficiencia debe perder cierta cantidad de *inputs* (o, alternativamente, recibir cierta cantidad de *outputs*). Para mantener constante la suma total las otras DMUs deben recibir esa cantidad de *input* (perder esa cantidad de *output*) proporcionalmente a sus valores originales de esa entrada (o salida).

3.3 Clasificación de las aplicaciones de Modelos DEA en estudios ambientales atendiendo a la naturaleza de las salidas no deseadas.

Cuando se tienen en cuenta factores ambientales en DEA aparecen en la gran mayoría de los casos prácticos realizados salidas no deseadas, las cuales corresponden a aquellos resultados negativos para el medio ambiente, como pueden ser la contaminación o el consumo de recursos como el agua y la energía. A pesar de la diversidad de tópicos en los que puede estar enfocado el caso de aplicación dentro de DEA, la característica principal que define a este tipo de problemas es el tratamiento que se realiza con dichas salidas no deseadas.

Tal y como indican Song et al., (2012) y Zhou et al., (2021) en sus estudios existen tres enfoques en los que clasificar las diferentes aplicaciones de los modelos DEA en cuestiones ambientales dependiendo de cómo se tratan las salidas no deseadas:

- Considerar los productos indeseables como entradas y aplicar el modelo DEA tradicional cumpliendo la hipótesis de reducir la cantidad de recursos manteniendo constante los productos, de manera que para un mismo nivel de producción pueden obtenerse menores niveles de contaminación.
- Aplicación del modelo DEA tradicional con datos transformados. Esta técnica consiste en transformar previamente los datos de las salidas no deseadas y, a continuación, evaluar la eficiencia ambiental utilizando el modelo DEA tradicional basado en dichos datos transformados.
- Uso del concepto de Disponibilidad de la Tecnología Débil (WD, *Weak Disposability*), que tiene en cuenta que los malos resultados no pueden eliminarse libremente, sino que la reducción de una salida indeseable conlleva la disminución de otras salidas deseables. Este concepto será explicado más exhaustivamente en el capítulo posterior donde se mostrará el modelo de una forma más detallada.

3.3.1 Investigaciones que consideran las salidas indeseables como entradas.

Los primeros que tomaron la alternativa de considerar las salidas indeseables como entradas fueron Berg et al., (1992). En su artículo estudian el crecimiento de la productividad de la industria bancaria noruega entre los años 1980 – 1989 en el marco del análisis envolvente de datos a través del cálculo del índice de Malmquist.

Hailu & Veeman, (2001) realizan un análisis no paramétrico de la productividad aplicado a la industria canadiense del papel en el que también consideran resultados no deseados como *inputs*. Lansink & Reinhard, (2004) investigan la eficiencia técnica y el cambio tecnológico potencial en la cría de cerdos holandeses. Utiliza el análisis envolvente de datos para investigar las posibilidades de mejorar el desempeño técnico, económico y ambiental de dichas granjas. Calculan la eficiencia relacionando las granjas porcinas observadas con la frontera de las mejores prácticas a partir de una muestra. El cambio tecnológico potencial se calcula como el cambio de la frontera debido a la adición al conjunto de datos de granjas virtuales basadas en tecnologías que están disponibles pero que aún no se aplican en la práctica.

Reinhard et al., (2000) analizaron la eficiencia ambiental de granjas lecheras en Holanda mediante DEA y realizaron una comparativa con el método de evaluación de la frontera de producción estocástica SFA (*Stochastic Frontier Analysis*).

Hu & Wang, (2006) analizan la eficiencia energética de 29 regiones administrativas de China durante el período 1995–2002. Utilizan un modelo DEA donde la mano de obra, el stock de capital, el consumo de energía y el área total de cultivos agrícolas (utilizados como un indicador de energía de biomasa) son los cuatro *inputs* y el PIB real es el único producto. Desarrollan un nuevo índice de eficiencia energética, denominado Eficiencia Energética de Factor Total (TFEE) que incorpora energías, mano de obra y stock de capital como *inputs* múltiples para generar una producción económica (PIB) a diferencia del índice de eficiencia energética tradicional que solo tenía en cuenta la energía como una única entrada mientras que no tiene en cuenta otras entradas clave como el capital y la mano de obra.

Zhang et al., (2008) llevan a cabo una aplicación del modelo DEA utilizando datos reales de 30 provincias chinas con el objetivo de seleccionar indicadores apropiados y medidas de agregación para ilustrar las posibilidades de medir la ecoeficiencia regional.

3.3.2 Aplicaciones del modelo DEA tradicional con transformación de datos.

Este último enfoque es el método de la función de transferencia de datos que considera los contaminantes como salidas, realiza sobre los datos originales una transformación y toma la salida transformada como una salida ordinaria, analizando la eficiencia ambiental de las unidades de toma de decisiones con el modelo DEA tradicional. Existen tres formas de función de transferencia de datos: el método de salida negativa, el método de transferencia de datos lineal y el método de transferencia de datos no lineal. (Song et al., 2012)

Lovell et al., (1995) estudian el desempeño macroeconómico de 19 países de la OCDE (Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos) durante 1970-1990 tratando los productos no deseados (emisiones de carbono y nitrógeno) como productos normales después de tomar sus recíprocos. Considerando el desempeño como un alto nivel de PIB real per cápita, una baja tasa de inflación, una baja tasa de desempleo y una balanza comercial favorable, utilizan técnicas de programación lineal para construir una frontera de desempeño macroeconómico de mejores prácticas y medir el desempeño de cada país en cada año en relación con la frontera. Posteriormente agregan dos problemas medioambientales, las emisiones de carbono y nitrógeno y repiten el análisis para ver si las clasificaciones de desempeño cambian.

El método de transferencia de datos lineal es aplicado por Seiford & Zhu, (2002) para modelar factores indeseables en la evaluación de la eficiencia. Concluyen que al tratar las salidas indeseables como entradas el modelo DEA no refleja el verdadero proceso de producción. Consideran que al igual que puede ser necesario aumentar los resultados deseables y disminuir los no deseados, también es probable que ocurran situaciones en las que sea necesario aumentar algunas entradas para mejorar el rendimiento. Desarrollan un enfoque alternativo para tratar los factores deseables e indeseables de manera diferente al modelo BCC DEA lineal estándar. (Banker et al., 1984). Esto preserva la linealidad y la convexidad en el modelo BCC. Utilizan la invariancia de clasificación DEA bajo la cual las clasificaciones de eficiencias e ineficiencias son invariantes a la transformación de datos.

El método de transferencia no lineal consiste en transformar los valores de las salidas indeseables mediante una función de transformación monótona creciente de manera que los datos transformados puedan incluirse como salidas normales (deseables) en el conjunto de la tecnología ya que después de la re-transformación, aumentar estas salidas significará disminuir las salidas originales indeseables. Scheel, (2001) introduce nuevas medidas radiales que asumen que cualquier cambio en el nivel de salida implicará un cambio tanto en salidas indeseables como deseables (WD), compara varios enfoques para incorporar resultados no deseados en los modelos DEA y

realiza una aplicación práctica a nivel macro en países europeos donde el número de empleados como entrada única y el producto interior bruto (PIB) como salida deseable se complementan con la salida no deseada de emisiones de NO_x.

En el trabajo de Hua et al., (2007) estiman la eficiencia ecológica de las fábricas de papel ubicadas a lo largo del río Huai en China. La principal característica de este estudio es que considera simultáneamente una salida no deseada de demanda bioquímica de oxígeno (DBO) y una entrada no discrecional (cuota de emisión de DBO). La cuota de emisión de DBO se considera *input* no discrecional porque es una restricción administrativa, es decir, un factor externo que no puede ser controlado por los gerentes de las fábricas de papel; además tiene impactos sustanciales tanto en la producción deseable como en la producción no deseada de cada fábrica de papel. Proponen un modelo DEA no radial orientado a la salida y proporcionan objetivos de entradas/salidas eficientes para que los administradores mejoren la eficiencia de las DMU.

3.3.3 Estudios realizados aplicando el concepto *Weak Disposability*, WD.

El primero en abordar el concepto de WD o disponibilidad de la tecnología débil fue Pittman, (1983). En su investigación propuso que cualquier aumento de los esfuerzos por controlar o reducir las salidas indeseables daría lugar a la correspondiente reducción de las salidas deseables, sin variar la cantidad de recursos o *inputs* empleados. También es uno de los primeros en considerar conjuntamente tanto productos deseables como indeseables. Aplicó el nuevo modelo sobre una muestra de 30 fábricas estadounidenses de la industria del papel en la que consideraba el capital, trabajo, energía y la materia prima, pasta de papel, como entradas para dar como resultado la producción de papel, *output* deseable, y cuatro contaminantes, *outputs* indeseables. Sus resultados sugieren que la inclusión de los productos indeseables en el modelo da lugar a algunos cambios considerables en la clasificación de la eficiencia de las DMU.

Unos años después, Färe et al., (1989) utilizan el mismo conjunto de datos de Pittman, (1983) para aplicar su enfoque no paramétrico mediante un modelo con métrica hiperbólica en el que hacen distinción entre disposición débil (WD, *Weak Disposability*) y disposición fuerte (SD, *Strong Disposability*) de las salidas. Consideran que las salidas no deseadas no pueden reducirse sin coste por lo tanto las sitúan bajo la WD, sus resultados son similares a los de Pittman, (1983) por lo que también concluyen que la inclusión o no de salidas no deseadas influye en la clasificación del rendimiento de las DMUs y por ende, el uso de los modelos tradicionales, que no consideraban *outputs* indeseables, podría dar lugar a una clasificación engañosa.

Yaisawarng & Klein, (1994) comparten características del modelo de Färe et al., (1989) pero hacen hincapié en fijar entradas deseables como el capital, afirmando que así se consigue evitar clasificar una DMU como ineficiente solo por el exceso de entradas deseadas, además introducen por primera vez una entrada indeseable en su aplicación práctica, el contenido de azufre en el combustible sobre la que imponen el concepto de SD. De esta manera en su modelo presentan entradas deseables variables, entradas deseables fijas y una entrada indeseable. Utilizó este modelo para estudiar el efecto derivado del control del SO₂ en centrales eléctricas de carbón en Estados Unidos considerando la WD de la salida indeseable, las emisiones de SO₂. Al imponer una SD sobre el contenido de azufre y una WD sobre el SO₂, reconocieron que una reducción de las emisiones debe ir acompañada de una reducción de los productos deseables, manteniendo constantes los recursos de entrada.

Posteriormente, Färe et al., (1996), tratan las variables de contaminación teniendo en cuenta la disponibilidad débil de las entradas y salidas suponiendo que es imposible reducir salidas indeseables sin reducir las salidas deseables al mismo tiempo. Introdujeron por primera vez un indicador de rendimiento medioambiental descomponiendo la productividad global en un índice medioambiental y un índice de eficiencia productiva. Evalúan el rendimiento medioambiental de manera similar a los métodos DEA hiperbólicos utilizados por Färe et al., (1989), y realizan una aplicación sobre una muestra de empresas eléctricas estadounidenses que utilizan combustibles fósiles. Años después, Färe et al., (2004, 2005); Song et al., (2012) y Tone, (2001) continúan ampliando esta investigación en varios estudios.

Esto sienta las bases de la evaluación de la sostenibilidad medioambiental mediante DEA para futuras investigaciones. Siguiendo a Färe et al., (1996); Tyteca, en (1997) desarrolla indicadores de rendimiento medioambiental que permiten comparar varias plantas en una entre sí y con respecto a ciertas características ambientales. Tienen en cuenta tres categorías de factores: entradas, productos deseables y contaminantes en forma de productos no deseables y suponen que estos últimos *outputs* son débilmente desechables, WD. Utilizan tres modelos DEA diferentes: un modelo orientado a los productos no deseados, un modelo orientado tanto a las entradas como a los productos no deseados (en éste trata las salidas no deseadas como entradas pretendiendo

que disminuyan) y un modelo orientado simplemente a las salidas con una formulación más sencilla en la que no se tienen en cuenta las entradas. Con sus resultados demuestra que el responsable de la toma de decisiones debería elegir entre los distintos modelos DEA diferentes en función de sus objetivos a la hora de medir el rendimiento medioambiental.

Murty et al., (2006) realizan una aplicación práctica en una industria azucarera de la India bajo el supuesto de disposición débil (WD) y disposición fuerte (SD) de productos indeseados. La función de distancia estimada se utiliza para realizar las estimaciones de eficiencia ambiental, índice de productividad de Malmquist y precios sombra de los contaminantes. La medida de eficiencia técnica estimada bajo el supuesto de WD de las salidas no deseadas se utiliza para probar las hipótesis de Porter M. & van der Linde C., (1995), que proponen una mejora simultánea de la productividad y de la calidad ambiental (conocidas como oportunidades de 'ganar-ganar'. Estos investigadores fueron los primeros en plantear la cuestión del cambio tecnológico mejorando tanto la productividad como el desempeño ambiental.

Chung et al., (1997) proponen un modelo de eficiencia ambiental mediante DEA basado en la función de distancia direccional y la *Weak Disposability* de los contaminantes mediante el que establece una dirección especial, cuando se mejora la eficiencia de la DMU se puede aumentar la producción deseable a la vez que se reduce la indeseable. Proponen un nuevo índice, que llaman Índice de productividad de Malmquist-Luenberger que supera las deficiencias del índice original de Malmquist permitiendo la inclusión de productos no deseados sin requerir información sobre precios sombra, solo requiere información sobre las cantidades de entradas y salidas. Realizan una aplicación empírica en la industria sueca del papel.

La primera vez que se tienen en cuenta aspectos sociales para tratar la sostenibilidad lo hacen Callens & Tyteca, (1999). Evalúan el rendimiento medioambiental de las empresas teniendo en cuenta las dimensiones económica, ambiental y social. Desarrollan varios modelos en los que tienen en cuenta salidas deseables y no deseables, realizan comparaciones considerando los factores sociales como entradas o salidas, y otorgan a las salidas relativas a la contaminación un carácter de disponibilidad débil (WD). Elaboran varios indicadores que no solo tienen en cuenta los aspectos económicos sino también los aspectos sociales. Para hacer frente a la multidimensionalidad del desarrollo sostenible, es importante no basar las decisiones en un único indicador de sostenibilidad agregado, sugieren desarrollar dos o tres indicadores parciales que enfatizen diferentes aspectos del problema y que puedan usarse como una ayuda para detectar los llamados factores de insostenibilidad y, por lo tanto, brindar recomendaciones sobre las regulaciones e incentivos, o prácticas gerenciales, que contribuirán a la sostenibilidad general.

Yang & Pollitt, (2007) proponen modelos diferentes para la aplicación de los conceptos de *Weak Disposability* (WD) de la tecnología y la *Strong Disposability* (SD). Consideran que asumir la hipótesis de disponibilidad uniforme para distintos tipos de salidas indeseables, como se ha estado haciendo hasta entonces, puede interferir en los resultados de eficiencia ya que algunas salidas indeseables pueden ser fuertemente desechables (SD) y otras débilmente desechables (WD). Los autores plantean la coincidencia de *Weak Disposability* y *Strong Disposability* entre las múltiples salidas no deseables. Realizan una aplicación práctica sobre 582 centrales eléctricas de carbón de China tomando datos en el año 2002 y demuestran que los resultados de la eficiencia varían significativamente según la imposición de la WD y la SD lo que demuestra la necesidad de distinguir adecuadamente las características de disponibilidad de las salidas indeseables en los modelos de eficiencia antes de hacer cualquier supuesto de disponibilidad uniforme y arbitrario.

3.4 Aplicaciones a nivel Macro de Modelos DEA al estudio de la eficiencia ambiental.

Por último, según las variables involucradas en el problema se puede hacer una distinción entre aplicaciones a nivel micro o macro. Al igual que en economía, las variables macro son aquellas que recogen información de un conjunto de individuos como pueden ser la población, el PIB, el gasto de recursos, las emisiones, etc., de ciudades, países o continentes. Las variables micro pueden describir el comportamiento de un individuo u otra unidad económica, como una empresa, una industria, etc.

Debido a la similitud en el uso de variables macro con el objetivo de este trabajo, se ha creído conveniente recopilar algunos estudios más significativos. A este respecto, los investigadores han desarrollado una variedad

de modelos de eficiencia DEA teniendo en cuenta los resultados no deseados, incluyendo la evaluación del rendimiento medioambiental, la evaluación del impacto de la normativa medioambiental, la cuota de emisión de contaminantes, la estimación de los precios sombra de los contaminantes y otros problemas de evaluación de los sistemas medioambientales.

Durante los primeros años de investigación la gran mayoría de las aplicaciones han sido a nivel micro, en las que se estudiaba la eficiencia ambiental de empresas o industrias. No es hasta principios del 2000 cuando aparecen los primeros estudios a nivel macro donde se desarrollan y aplican modelos DEA en el estudio de la eficiencia ambiental de diferentes ciudades, países o estados.

Zaim & Taskin, (2000) utilizan un método paramétrico para elaborar índices de eficiencia ambiental para cada uno de los países de la OCDE (Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico), estos índices permiten realizar comparaciones transversales sobre el estado de la actividad productiva de cada país y también permiten hacer el seguimiento de la evolución de dicha actividad en cada país a lo largo del tiempo. Para elaborar estos índices de eficiencia ambiental utilizan el Análisis Envolvente de Datos, consideran como salida deseable el PIB de cada país, como salida indeseable las emisiones de CO₂ y como entradas el capital social y el número total de empleados. Las soluciones del modelo DEA determinan la eficiencia de cada país para un año determinado con respecto a dos fronteras diferentes, que representan dos supuestos alternativos de disponibilidad de la salida indeseable; disponibilidad débil WD y fuerte SD. A través del cociente de estas dos medidas alternativas de eficiencia elaboran un índice de eficiencia medioambiental del país para ese año en concreto. Para poder realizar comparaciones entre países a lo largo del tiempo repiten este cálculo para cada año entre 1980 y 1990 y analizan la evolución de los índices.

Siguiendo con la misma muestra que Zaim & Taskin, (2000), Zofio & Prieto, (2001) consideraron posible establecer puntajes de eficiencia dentro de un marco de Análisis Envolvente de Datos, y calcular las pérdidas de *outputs* deseables cuando las autoridades establecen estándares ambientales específicos sobre los *outputs* indeseables como pueden ser los niveles de emisiones o consumo de recursos, lo que se podría denominar costos de oportunidad legislativos. Esto lo consiguen resolviendo modelos de programación que exigen una reducción de los resultados no deseados y que hacen hincapié en la débil disponibilidad de tales productos de manera que evalúa, el desempeño ambiental de un conjunto de productores clasificando su capacidad para producir el mayor aumento de *outputs* deseables a la vez que se reducen los *outputs* no deseables. Al cambiar la tecnología de referencia con la que se comparan los rendimientos de los procesos de producción, si los valores de las eficiencias DEA que resultan de los supuestos de disponibilidad fuerte y débil son iguales, entonces la producción no se ve afectada por la congestión y salida no deseada puede reducirse sin tener que reducir la deseable (SD). Si los valores de las eficiencias bajo la WD y la SD son diferentes, entonces, la disponibilidad débil es vinculante y el proceso de producción está congestionado, es decir, cualquier reducción en la salida no deseada conlleva una pérdida de la salida deseada. Esta pérdida de producción deseable se puede medir comparando las puntuaciones de eficiencia obtenidas bajo los dos supuestos de disponibilidad. La proyección hacia la frontera del modelo usado corresponde geoméricamente con a una trayectoria hiperbólica hacia el noroeste. Aplican esta metodología a las industrias manufactureras de 14 países de la OCDE considerando como salida no deseable las emisiones de CO₂. La salida deseable es el valor de la producción manufacturera dada por la OCDE y como entradas consideran entradas el capital social y el número total de empleados, incluidos los trabajadores por cuenta propia. Al medir la eficiencia ambiental asumen que todos los países tienen acceso a la frontera de mejores prácticas de fabricación (CRS). Consideran 1990 como año base para el análisis y comparan los resultados con los obtenidos para 1995.

Arcelus & Arocena, (2005) aplican una serie de modelos DEA a un conjunto de 14 países de la OCDE, el primer modelo está enfocado a minimizar el nivel de la contaminación producida para una determinada salida deseable, el segundo busca maximizar las salidas deseables para un nivel fijo de salidas indeseables, el tercero, considerado un enfoque mixto busca el aumento simultáneo de la producción de bienes (*outputs* deseables) y la reducción de las emisiones de CO₂ (*outputs* indeseables) y por último, un cuarto enfoque que ignora por completo las salidas indeseables. Con la aplicación de estos cuatro modelos llegan a la conclusión de que lograr un crecimiento de la producción y una reducción de la contaminación es viable. Emplean un enfoque del modelo de DEA basado en la función de distancia direccional caracterizado por el tratamiento asimétrico de los *inputs* y los *outputs* en función de su calificación como buenos o malos. Tienen en cuenta la disponibilidad de la producción, la reducción de la salida indeseable es costosa, ya que requiere *inputs* adicionales y/o una disminución de los *outputs* deseables y/o recursos adicionales para pagar dicho fin. Bajo estas condiciones consideran que el proceso de producción presenta una disposición débil WD para las salidas deseables e indeseables cuando ambas se

incluyen en el modelo, y una disposición fuerte SD cuando solo se incluyen salidas deseables. Además, utilizan una frontera de producción intertemporal con rendimientos variables a escala. Para su aplicación empírica consideran dos entradas el trabajo, representado por el número de empleados, y el capital dado por el stock de capital bruto. Como salida deseable consideran el valor añadido, medido por el PIB y como salida indeseable las emisiones de CO₂.

Ramanathan, (2006) estudia mediante el Análisis Envolvente de Datos (DEA) las relaciones entre las emisiones de CO₂, el crecimiento del PIB y el consumo de energía a nivel mundial durante el periodo de tiempo comprendido entre 1980 y 2001. Una particularidad de este estudio es que la DMU considerada es un periodo determinado, es decir, estudian 22 DMUs correspondientes a los años comprendidos entre 1990 y 2001, ambos inclusive. Las variables consideradas representan el crecimiento económico, las emisiones y el consumo a nivel mundial. Como entrada tiene en cuenta el consumo de energía a nivel mundial y dado que el consumo de energía basado en combustibles fósiles ya se considera en forma de emisiones de CO₂, esta variable solo representará el consumo de energía de combustibles no fósiles. Como salida deseable tiene en cuenta el Producto Interior Bruto mundial y como salida indeseable las emisiones de CO₂ en todo el mundo derivadas del consumo y la quema de combustibles fósiles. En este estudio la salida indeseable es tratada como su recíproca en el modelo. Tras la aplicación empírica amplía el modelo para llevar a cabo un pronóstico de la tecnología con el fin de identificar los vínculos existentes entre el consumo de energía y las emisiones de CO₂ para cumplir con los niveles de PIB futuros esperados y pronosticar los niveles futuros de consumo de energía.

Lozano & Gutiérrez, (2008) proponen una serie de modelos no paramétricos basado en el Análisis Envolvente de Datos (DEA) que pueden utilizarse para calcular unas variables desconocidas a partir de otras. Para todos los modelos consideran como única entrada la población, como salida deseable el PIB como salidas no deseables el consumo de energía primaria y las emisiones de gases de efecto invernadero (GEI). Los modelos propuestos y sus objetivos son los siguientes:

- Modelo 1: Tiene como objetivo determinar si una observación es eficiente o no. Si la observación no es eficiente se determina una dirección de proyección en la que se produzcan más resultados deseables y menos indeseables. Este vector direccional tiene una componente positiva para la salida deseable y una negativa para la indeseable por lo que cualquier movimiento a lo largo de esta dirección es beneficioso. Las salidas indeseables se consideran bajo el supuesto de *Weak Disposability* (WD)
- Modelo 2: Su objetivo es maximizar la salida deseable conocidos los valores del resto de variables, es decir, permite estimar el valor máximo del PIB compatible con unos valores de población, consumo de energía y emisiones GEI dados. Estos valores no tienen por qué pertenecer a una observación concreta, sino que el modelo se puede emplear como una segunda fase para obtener el valor máximo de la salida deseable dados unos valores objetivo.
- Modelo 3: Pretende estimar el nivel mínimo de emisiones de GEI compatible con niveles dados de población, PIB y consumo de energía.

Wang et al., (2013) estudian el desempeño energético y ambiental regional de China en el periodo 2006-2010 aplicando modelos DEA basados en medidas ajustadas por rango (RAM-DEA). Estos modelos son modelos no radiales y miden la eficiencia energética y ambiental por holguras. Como variables de entrada tienen en cuenta el consumo total de energía, que engloba al consumo de carbón, petróleo y gas natural; mano de obra y capital social. Como salidas deseables consideran el PIB y como única salida indeseable consideran las emisiones de CO₂. Incorporan dos conceptos alternativos a los de *Weak* y *Strong Disposability* que son la *Natural* and *Managerial Disposability* propuestos por Sueyoshi et al., (2010). La disponibilidad natural supone que una DMU puede disminuir su vector direccional de entradas para disminuir el vector direccional de salidas no deseadas. Luego, dado un vector reducido de entradas, la DMU trata de aumentar su vector direccional de salidas deseadas tanto como sea posible. La disponibilidad gerencial sin embargo es contraria a la natural, indica que una DMU aumenta su vector direccional de entradas para disminuir el vector direccional de salidas no deseadas. Por lo que, dado el aumento del vector de entradas, la DMU intenta aumentar el vector direccional de salidas deseadas tanto como sea posible.

Kourtit et al., (2013) utilizan un modelo DEA de supereficiencia CCR para hacer una clasificación de diferentes ciudades del mundo y encontrar las de mayor rendimiento, a las que denomina 'Lugares excepcionales'. Utilizan el *Global Power City Index* (GPCI) y la base de datos de 2010 para comprar los resultados de las eficiencias obtenidas. Las clasificaciones de estas ciudades globales en el conjunto de datos de GPCI se basan en seis categorías principales: Interacción cultural, Habitabilidad, Ecología y entorno natural y Accesibilidad, que son

consideradas entradas, y Economía e Investigación y desarrollo, que son consideradas salidas.

Partiendo de los avances de Li & Hu, (2012), Yang et al., (2015) evalúan la eficiencia ambiental de 30 provincias chinas durante el periodo comprendido entre 2000-2010. Utiliza dos enfoques para obtener los resultados y compararlos, uno no paramétrico, DEA de supereficiencia y uno paramétrico, el análisis de frontera estocástico SFA. Utilizan el consumo de energía, la mano de obra, la depreciación del capital fijo y las emisiones de CO₂ y SO₂ como indicadores de entrada y PIB como salida, por lo que el tratamiento que realizan con las salidas no deseadas es considerarlas como entradas.

Sueyoshi & Yuan, (2015) evalúan el desempeño de las ciudades chinas desde su sostenibilidad social, o un desarrollo simultáneo de éxito económico y protección ambiental. Son los primeros en discutir la medición radial de la eficiencia de escala bajo los conceptos de disponibilidad natural y gerencial y en medir la contaminación ambiental de China mediante los valores de PM2.5 y PM10 en lugar de CO₂, donde PM significa *Particular Matter*, que indica la cantidad de partículas sólidas y las gotas líquidas que se encuentran en el aire de un tamaño determinado. En su aplicación empírica estudian la eficiencia de treinta capitales de provincias de China teniendo en cuenta el retorno a escala variable VRS y considerando cuatro entradas, población total, inversión para prevenir la contaminación industrial, consumo de electricidad, consumo o gasto final de la población; como salida deseable toman el GRP (*Gross Rating Point*) y como salidas indeseables consideran, además de PM2.5 y PM10, las emisiones de SO₂ y de NO₂.

Shabani et al., (2015) son los primeros en realizar un análisis de la eficiencia a nivel macro evaluando un gran número de DMUs, hasta 163 países. Para poder minimizar las salidas indeseables las tratan como salidas con signo negativo. El modelo incluye numerosas entradas y salidas asociadas a varias categorías, datos imprecisos, resultados deseables e indeseables, factores discrecionales y no discrecionales consiguiendo una representación más realista de la situación ambiental en todo el mundo. Los países se clasifican según un enfoque mínimo basado en el arrepentimiento (MRA) donde expresan los valores de las eficiencias en intervalos. El número de indicadores considerados como entradas y salidas es abundante por lo que para poder utilizar los modelos propuestos realizan un tratamiento para transformar los datos ordinales en datos de intervalo.

Deilmann et al., (2016) examinan la sostenibilidad de 116 ciudades alemanas obteniendo la eficiencia urbana a través de DEA. Desarrollan dos modelos diferentes uno económico y otro ecológico y los estudian por separado para permitir una identificación más precisa de la relevancia de los parámetros individuales tanto de desempeño ecológico como económico durante el proceso de evaluación. Los resultados permiten obtener un ranking de ciudades, así como la estimación de ratios de eficiencia económica y ecológica de las ciudades investigadas. Para ambos modelos consideran como *inputs* la tierra edificada (áreas de asentamiento y tráfico) y la superficie de suelo sellada, las que consideran daño ambiental, como indicadores de la densidad de suelo edificado ya que las administraciones de la ciudad poseen cierto grado de control sobre estas. Para el modelo económico, las salidas correspondientes que debían maximizarse son el valor agregado bruto (VAB), las cifras de desempleo (normalizadas en un rango de cero a uno, donde uno representa el desempleo mínimo y cero el desempleo máximo), y el número de trabajadores que pagan beneficios sociales. Para el modelo ecológico, las salidas consideradas con las áreas recreativas y el volumen de espacios verdes en áreas de asentamiento.

Gudipudi et al., (2018) aplican DEA para investigar la eficiencia ecológica de las ciudades europeas y encuentran que las ciudades más grandes superan a las más pequeñas. Comparan 88 ciudades europeas utilizando una versión avanzada de clasificación residual de regresión y análisis envolvente de datos. Sus resultados indican que las ciudades europeas más grandes son ecoeficientes debido a los beneficios socioeconómicos que ofrecen en comparación con las ciudades más pequeñas. Este estudio destaca que el crecimiento socioeconómico de las ciudades no debería ser perjudicial para el medio ambiente, ya que podría generar un descontento significativo con respecto a la calidad percibida de la vida. Utilizan la base de datos EUROSTAT (Oficina Estadística de la Unión Europea, n.d.) de donde obtienen tres indicadores no deseados de consumo de recursos ambientales; concentración promedio anual de NO₂ como indicador de la calidad del aire, generación anual de desechos sólidos (residenciales y comerciales) por cápita como indicador del consumo de recursos y uso anual de agua per cápita; y dos indicadores socioeconómicos deseables para el año 2011; tasa de empleo y PIB per cápita expresado en estándar de poder adquisitivo (PPS). Como el objetivo es clasificar una ciudad como ecoeficiente por medidas socioeconómicas altas y una carga ambiental baja, las primeras se consideraron *outputs* y las segundas se consideraron *inputs*.

Wang, (2019), evalúa el desempeño de 40 de las ciudades más importantes del mundo mediante DEA utilizando datos del GPCI que descompone el desempeño de las ciudades en seis dimensiones, Economía, I+D, Interacción Cultural, Habitabilidad, Medio Ambiente y Accesibilidad. El GPCI cuantifica el desempeño de las ciudades en cada aspecto agregando un conjunto de indicadores relevante dados a continuación:

- Economía: Corresponde al desempeño económico de una ciudad y viene dado por el PIB nominal y el PIB per cápita.
- I+D: Se incluye para medir el rendimiento en I+D de una ciudad a través del número de investigadores y las mejores universidades del mundo.
- Interacción cultural: Mide el potencial y los recursos culturales de una ciudad y viene representado por el número de conferencias internacionales y el número de museos.
- Habitabilidad: mide la calidad de vida de una ciudad e incluye características como el total de horas de trabajo, el número de asesinatos y el nivel de precios, en este estudio es representado por la tasa de desempleo total y las horas de trabajo totales.
- Medio ambiente: mide la calidad del medio ambiente natural y la ecología de una ciudad, e incluye características como la calidad del agua y el nivel de contaminantes del aire, es definido con un indicador del compromiso con la acción climática y por la tasa de energías renovables.
- Accesibilidad: este indicador captura la conveniencia del transporte internacional y dentro de la ciudad y viene definido por el número de vuelos internacionales directos y la tarifa de taxi.

Las seis dimensiones se generan mediante un enfoque de pesos ponderados obtenido mediante una serie de encuestas a cinco tipos de actores: gerentes, investigadores, artistas, visitantes y residentes. Esas dimensiones las separan en cuatro entradas; Interacción cultural, Habitabilidad, Medio ambiente y Accesibilidad, y dos salidas; Economía e I+D. Utiliza un modelo VRS orientado a las salidas ya que considera que en la mayoría de los sectores existen rendimientos variables a escala y que el modelo con orientación de salida es más adecuado para evaluar el desempeño de las ciudades ya que las administraciones tienden a maximizar los resultados (p. ej., el PIB y las innovaciones en I+D) dados unos recursos disponibles. A través del índice de Malmquist investiga la evolución de la eficiencia de las ciudades desde el año 2012 a 2018.

Un año después Wang et al., (2020) clasifican un conjunto de 39 ciudades del todo el mundo en función de sus resultados económicos y la contribución a la mitigación del cambio climático. Tiene en cuenta salidas deseables e indeseables e incluye como novedad la formulación del modelo bajo dos supuestos: La disponibilidad natural, priorizando criterios económicos y la disponibilidad de gestión; priorizando criterios medioambientales. Para poder obtener clasificaciones inequívocas y sin empates utiliza el modelo de supereficiencia. Dentro de las novedades que aporta el estudio destaca el uso de indicadores económicos y medioambientales y la inclusión de las emisiones de GEI para tener en cuenta la mitigación del cambio climático. Obtiene los datos de las variables de la plataforma del C40 *Cities Climate Leadership Group* y partiendo de que cada ciudad del estudio es una DMU establece una única entrada, la población. En cuanto a las salidas, presenta una única salida deseable el PIB y tres salidas indeseables formadas por una clasificación de las emisiones según el alcance puesto que tienen diferentes orígenes y requieren enfoques diferentes. Las emisiones de alcance 1 son aquellas emisiones de gases de efecto invernadero procedentes de fuentes establecidas en los límites de la ciudad; las emisiones de alcance 2 son las producidas por la generación de electricidad, vapor y calor dentro de los límites de la ciudad y, por último, las emisiones de alcance 3 son las emisiones causadas por actividades de la ciudad pero que se producen fuera de sus límites. Tras el estudio determinan que las emisiones de alcance 1 son las más significativas para la eficiencia ambiental realizando una comparativa con los resultados obtenidos del modelo para las dos perspectivas, disponibilidad natural y gerencial, cuando sólo se consideran estas emisiones como única salida indeseable.

Avilés-Sacoto et al., (2021) pretenden explorar y analizar hasta qué punto han tenido éxito las iniciativas para reducir los problemas ambientales aplicadas por los principales estados de México. Todas las medidas aplicadas por los estados tienen tres objetivos en común: Reducir el consumo de agua, reducir el consumo de energía y reducir la contaminación. Bajo estos objetivos establecen dos entradas: El nivel de inversión monetaria, conocido como Inversión Verde, para hacer frente a los problemas ambientales y la cantidad de energía generada a través de energías renovables en GWh al año; y se definen las tres salidas correspondientes a los objetivos: consumo de agua, consumo de energía y contaminación, todas ellas indeseables. El método que emplean para

tratar las salidas indeseables consiste en reemplazar la salida con una transformación decreciente monótona de ésta, utilizan el recíproco de la variable en cuestión de manera que la variable indeseable, que se desea disminuir, se reemplaza por una variable deseable y se considera como salida.

Kutty et al., (2022) evalúan los resultados de sostenibilidad a largo plazo de 35 de las principales ciudades inteligentes europeas desde 2015 hasta 2020 para comprender cómo abordan estas ciudades la sostenibilidad. Para la evaluación se propone un modelo de análisis envolvente de datos basado en medidas de doble frontera (DFSBM-DEA) que considera factores no deseables en el conjunto de tecnologías. Proponen dos variantes el modelo DEA de doble frontera optimista y pesimista basado en la holgura (SBM); el modelo OSBM-DEA (Optimista) propuesto minimiza simultáneamente las ineficiencias de entrada y salida y el modelo PSBM (Pesimista) maximiza la tasa media de expansión de la entrada, así como la tasa media invertida de reducción de la producción. Ambos modelos tienen en cuenta los retornos de escala variable (VRS). Se lleva a cabo una evaluación integral utilizando 50 indicadores de sostenibilidad clasificados bajo seis dimensiones: energía y recursos medioambientales, gobierno e instituciones, dinamismo económico, cohesión social y solidaridad, cambio climático y seguridad. Si es deseable que el indicador disminuya o aumente se considera entrada o salida respectivamente y evalúan cuales de ellos son deseables e indeseables a continuación, realizan un tratamiento de los datos según Sarkis, (2007) para obtener diferentes puntuaciones de cada una de las 6 dimensiones para las DMUs. Evalúan el cambio en la productividad y la capacidad sostenible a lo largo del tiempo utilizando un índice de productividad agregado DF-Malmquist (MPI) desde una perspectiva pesimista, optimista y de doble frontera.

A modo de resumen, en la Tabla 1 se han recopilado los artículos más relevantes para este trabajo por compartir el enfoque macro en la elección de la DMU objeto de estudio. En ella se recopila información acerca de los escenarios de aplicación en cada estudio, el modelo DEA, las entradas y salidas elegidas, el tipo de tecnología que emplean y la consideración sobre la disponibilidad de la producción adoptada.

Referencia	Escenario de Aplicación (DMU)	Modelo	Entradas	Salidas Deseables	Salidas Indeseables	Tecnología	Disponibilidad
Zaim & Taskin, (2000).	14 países de la OCDE	Hyperbolic DEA Model	- Capital Social - Número total de empleados	- PIB	- Emisiones de CO ₂	CRS	- Weak Disposability - Strong Disposability
Zofío & Prieto, (2001).	14 países de la OCDE	Hyperbolic DEA Model	- Capital Social - Número total de empleados	- Valor de la Producción Manufacturera	- Emisiones de CO ₂	CRS	- Weak Disposability - Strong Disposability
Arcelus & Arocena, (2005).	14 países de la OCDE	DDF-DEA	- Trabajo - Stock de capital bruto	- PIB	- Emisiones de CO ₂	VRS	- Weak Disposability
Ramanathan, (2006)	Años comprendidos entre 1980 y 2001 (22 DMUs)	DEA con salidas no deseadas	- Consumo de energía mundial basado en combustibles fósiles	- PIB mundial	- Emisiones de CO ₂	CRS	- Strong Disposability
Lozano & Gutiérrez, (2008).	28 países del Protocolo de Kioto	DDF-DEA	- Población	- PIB	- Consumo energía primaria - Emisiones GEI	CRS	- Weak Disposability
Wang et al., (2013).	30 regiones de China	RAM-DEA SBM	- Consumo total de energía - Mano de obra - Capital social	- PIB	- Emisiones de CO ₂	CRS	- Natural Disposability - Managerial Disposability

Referencia	Escenario de Aplicación (DMU)	Modelo	Entradas	Salidas Deseables	Salidas Indeseables	Tecnología	Disponibilidad
Kourtit et al., (2013).	35 ciudades del mundo	Superefficiency DEA	- Interacción cultural - Habitabilidad - Ecología - Entorno natural	- Economía - Investigación y desarrollo	-	CRS	- Strong Disposability
Yang et al., (2015)	30 provincias de China	Modelo DEA de Supereficiencia	- Mano de obra - Inversión de Capital Fijo - Consumo total de energía - Emisiones domésticas de CO2 y SO2	- PIB	-	CRS	- Strong Disposability
Sueyoshi & Yuan, (2015).	30 capitales de provincia de China	DEA	- Población total - Inversión para prevenir la contaminación industrial - Consumo de electricidad - Gasto de consumo final	- GRP (Gross Rating Point)	- PM2.5 - PM10 (Particular Matter) - Emisiones de SO2 - Emisiones de NO2	VRS	- Natural Disposability - Managerial Disposability
Shabani et al., (2015)	163 países	DEA con salidas no deseadas y variables no discretionales	- Emisiones NO _x (origen natural) - Ozono del ecosistema - Escasez de agua - Intensidad de arrastre - Intensidad de agua agrícola - Subsidios agrícolas	- Acceso a instalaciones de saneamiento - Acceso a agua potable - Protección del hábitat crítico - Protección del bioma - Calidad del agua - Áreas marinas protegidas - Material en crecimiento forestal - Tráfico marino - Regulación de pesticidas - Precipitación	- Carga medioambiental de las enfermedades - Contaminación del aire en interiores - Contaminación del aire exterior - Emisiones SO ₂ - Emisiones NO _x (provocadas por el hombre) - Emisiones COVNM - Estrés hídrico - Emisiones de GEI per cápita - Emisiones GEI industriales - CO ₂ por generación de electricidad	CRS	- Strong Disposability
Deilmann et al., (2016).	116 ciudades de Alemania	DEA	- Tierra edificada (áreas de asentamiento y tráfico) - Superficie de suelo sellada	M. Económico: - Valor Agregado Bruto (VAB) - Desempleo - Número de trabajadores que pagan beneficios sociales M. Ecológico: - Áreas recreativas - Volumen de espacios verdes en áreas de asentamiento	-	CRS/ VRS	- Strong Disposability

Referencia	Escenario de Aplicación (DMU)	Modelo	Entradas	Salidas Deseables	Salidas Indeseables	Tecnología	Disponibilidad
Gudipudi et al., (2018).	88 ciudades europeas	DEA	- Tasa de empleo - PIB per cápita	-	- Concentración media de NO ₂ - Residuos sólidos anuales - Consumo anual de agua per cápita	VRS	- Strong Disposability
Wang, (2019).	40 ciudades del mundo	DEA	Indicadores de: - Interacción cultural - Habitabilidad - Medio ambiente - Accesibilidad	Indicadores de: - Economía - I+D	-	VRS	- Strong Disposability
Wang et al., (2020).	39 ciudades obtenidas del C40 Cities Climate Leadership Group	Superefficiency DEA	- Población	- PIB	- Emisiones de Alcance 1 - Emisiones de Alcance 2 - Emisiones de Alcance 3	VRS	- Weak Disposability - Strong Disposability
Avilés-Sacoto et al., (2021).	32 estados de México	DEA con salidas no deseadas	- Inversión Verde - Energía generada a través de energías renovables	-	- Consumo de agua - Consumo de energía - Contaminación medida en PM2.5	VRS	- Strong Disposability
Kutty et al., (2022)	35 ciudades europeas	DFSBM-DEA con entradas y salidas no deseadas	- Tasa de reciclaje (No deseada) - Residentes cubiertos por el programa de acción climática de la UE (No deseada) - Residuos peligrosos no minerales - % Población que afirma sufrir contaminación acústica - Contaminación PM2.5 - Índice de estanqueidad del suelo	- Calidad del aire por concentración media de partículas (PM.10) - Tasa de consumo de material circular	- Emisión de CO ₂ de vehículos matriculados en la ciudad - Emisiones de GEI liberadas por unidad de energía consumida - Emisión total de GEI	VRS	- Strong Disposability

Tabla 1 Ejemplos de aplicaciones de DEA usando variables macro, salidas no deseadas y diferentes enfoques en la disponibilidad de las entradas y salidas. Fuente: Elaboración propia.

4 MEDICIÓN DE LA EFICIENCIA MEDIOAMBIENTAL MEDIANTE DEA EN LOS PAÍSES EUROPEOS

En el presente capítulo se detallan los aspectos que llevan a la elección del modelo empleado en la aplicación práctica, a continuación, se presenta el modelo seleccionado formulado de manera genérica y se explican las restricciones y variables. Una vez definida la DMU, las entradas, salidas deseadas y no deseadas del caso, se procede a formular el modelo que evalúa la eficiencia medio ambiental de los países.

4.1 Modelo DEA con salidas indeseables bajo el concepto de *Weak Disposability*. Enfoque propuesto.

En este apartado se detalla y explica de forma genérica el modelo en el que se basará este TFM (Trabajo Fin de Máster).

Como ya se ha comentado en el capítulo de la revisión bibliográfica, las primeras aplicaciones prácticas del análisis envolvente de datos sólo consideraban entradas y salidas deseables. No es hasta 1983 cuando Pittman analiza la existencia de salidas indeseables, introduciendo por primera vez el concepto de disponibilidad débil de la tecnología o *Weak Disposability*. El primer enfoque para el tratamiento de las salidas indeseables explicados en el capítulo anterior (Song et al., 2012, Zhou et al., 2021) fue considerar las salidas como entradas (Hailu & Veeman, 2001; Reinhard et al., 2000; Zhang et al., 2008). Sin embargo, utilizar un producto indeseable como una entrada con el objetivo de minimizar sus resultados es una práctica que no refleja la realidad del proceso y podría dificultar la interpretación de los resultados debido a que se considera una tecnología SD. En el presente trabajo se descartará utilizar este enfoque.

El segundo enfoque para tratar las salidas no deseadas es transformando sus valores previamente. Ejemplos de aplicación de esta técnica son el método de transferencia de datos lineal aplicado por Seiford & Zhu, (2002) o la aplicación de Lovell et al., (1995) en la que considera las salidas no deseadas como salidas deseadas después de tomar sus recíprocos. Este enfoque podría resultar más acertado que el anterior puesto que con la transformación lineal de los datos se preserva la convexidad del modelo. Sin embargo, la elección de la función que transforma la salida es, a menudo, aleatoria por lo que puede influir en los resultados de las puntuaciones de las unidades productivas. En particular, la transformación de la salida usando la función inversa es considerada una mala praxis, desafortunadamente aún bastante extendida, puesto que se obliga a la variable a tomar la forma de una función muy concreta, pudiendo influir negativamente en los resultados finales. Es por ello por lo que este enfoque será también descartado para la aplicación práctica de este trabajo.

El último enfoque consiste en considerar las salidas indeseables como tal, haciendo uso del concepto de Disponibilidad Débil de la Tecnología (WD). Existen varios estudios en cuanto a la disponibilidad de la tecnología explicados en el apartado anterior. Färe et al., (1989) hacen distinción entre disposición débil (WD) y disposición fuerte (SD) y unos años después Sueyoshi & Yuan, (2015) y Wang et al., (2013) incorporan a su aplicación los dos conceptos alternativos, *Natural* y *Managerial Disposability* propuestos por Sueyoshi et al., (2010).

A la hora de seleccionar el modelo DEA apropiado en este TFM, se tiene en cuenta la conclusión de Färe et al., (1989) sobre que la inclusión o no de salidas no deseadas en los modelos influye de forma determinante en la evaluación del rendimiento de las DMUs, por lo que, si existen, deben ser consideradas de forma adecuada para poder tener una visión más realista de los resultados. A su entender, es necesario considerar una tecnología WD. En su artículo, desaconseja el uso de SD debido a que con dicha tecnología existe una libre disposición del uso de las salidas, es decir, todo lo peor es posible.

Para entender mejor este concepto se muestra la Ilustración 1 donde se representa el conjunto de posibilidades de producción de un modelo CRS con una entrada y dos salidas. Suponiendo la entrada x constante, y las salidas y_1 e y_2 deseables, la zona sombreada definida por las DMUs eficientes representa la tecnología de producción.

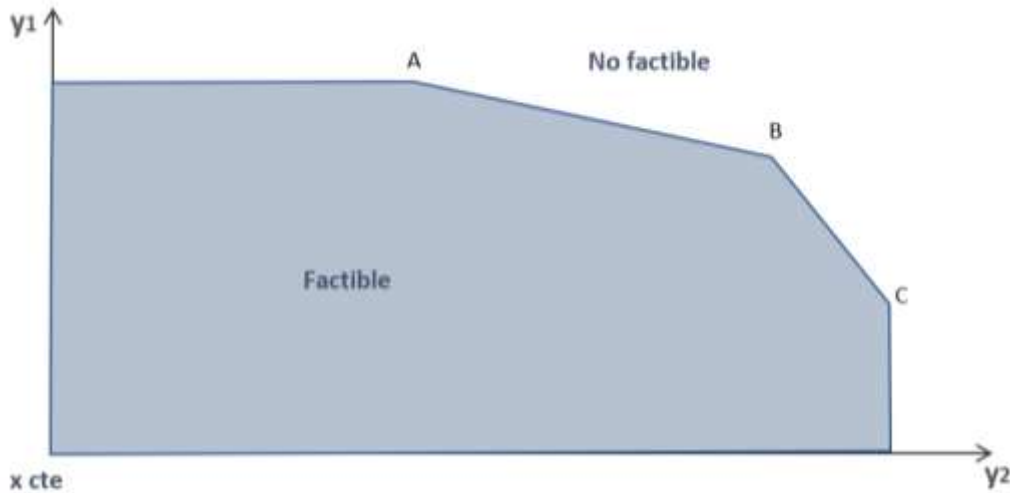


Ilustración 1. Representación de la Tecnología DEA (CRS) con enfoque Strong Disposability cuando se representan dos salidas deseables, (y_1, y_2) , suponiendo la entrada x constante. Fuente: Elaboración propia.

Según esta tecnología, para una entrada constante, es posible producir la misma cantidad de la salida y_1 produciendo menos cantidad de salida y_2 y viceversa.

Cuando una de estas salidas resulta ser no deseada, este enfoque a menudo es incompatible con el comportamiento real de la unidad productiva puesto que la reducción de la salida no deseada conlleva a su vez una reducción de la actividad productiva, o salida deseable. Por este motivo en nuestro caso de estudio será necesario considerar la tecnología bajo el concepto de Weak Disposability de acuerdo con Färe & Grosskopf, (2004).

Por otro lado, y tal como se ha expuesto en el capítulo anterior, los autores usan de forma indistinta los retornos de escala constantes y variables. Autores como Kourtiti et al., (2013); Lozano & Gutiérrez, (2008); Ramanathan, (2006); Wang, et al., (2013); Wang, et al., (2013); Zaim & Taskin, (2000) o Zofío & Prieto, (2001) aplican en sus estudios los retornos de escala constantes CRS, otros como Gudipudi et al., (2018); Sueyoshi & Yuan, (2015); Wang et al., (2020); Wang, (2019) o Zaim & Taskin, (2000) consideran los retornos de escala variables VRS, e incluso algunos como Deilmann et al., (2016) aplican modelos en sus dos versiones, CRS y VRS. Es por ello que en este trabajo se ha optado por aplicar los dos retornos de escala con el objetivo de comparar los resultados finales con ambas tecnologías.

En definitiva, se presentarán a continuación los modelos que se van a usar en este trabajo. La nomenclatura empleada es la siguiente:

$j = 1 \dots n$ Conjunto de DMUs.	x_{ij} : Entrada i de la DMU j
$i = 1 \dots m$ Conjunto de entradas.	y_{kj} : Salida deseable k de la DMU j
$k = 1 \dots s$ Conjunto de salidas deseables.	b_{zj} : Salida no deseable z de la DMU j
$z = 1 \dots t$ Conjunto de salidas no deseables.	

Los modelos CRS y VRS desarrollados por Färe & Grosskopf, (2004) bajo el concepto de *Weak Disposability* se expresan como:

FÄRE & GROSSKOPF CRS (1)	FÄRE & GROSSKOPF VRS (2)
$Max \beta$	$Max \beta$
(1a)	(2a)
s. a	s. a
$\sum_{j=1}^n \lambda_j \cdot x_{ij} \leq x_{i0} \quad \forall i$	$\sum_{j=1}^n \hat{\lambda}_j \cdot x_{ij} \leq \theta \cdot x_{i0} \quad \forall i$
(1b)	(2b)
$\theta \sum_{j=1}^n \lambda_j \cdot y_{kj} \geq (1 + \beta)y_{k0} \quad \forall k$	$\sum_{j=1}^n \hat{\lambda}_j \cdot y_{kj} \geq (1 + \beta)y_{k0} \quad \forall k$
(1c)	(2c)
$\theta \sum_{j=1}^n \lambda_j \cdot b_{zj} = (1 - \beta)b_{z0} \quad \forall z$	$\sum_{j=1}^n \hat{\lambda}_j \cdot b_{zj} = (1 - \beta)b_{z0} \quad \forall z$
(1d)	(2d)
$0 \leq \theta \leq 1$	$\sum_{j=1}^n \hat{\lambda}_j = \theta$
(1e)	(2e)
$\lambda_j \geq 0$	$0 \leq \theta \leq 1$
(1f)	(2f)
	$\hat{\lambda}_j \geq 0$
	(2g)

En estos modelos, los parámetros x_{ij} , y_{kj} y b_{zj} representan los valores de las entradas, salidas deseables y salidas indeseables respectivamente para cada DMUj y n es el número total de DMUs. La tecnología queda definida por la combinación lineal de \widehat{y}_k y \widehat{b}_z según la ecuación (3), siendo \widehat{y}_k y \widehat{b}_z los *targets* donde la DMU se proyecta y que vienen definidos por las siguientes ecuaciones, implícitas en la formulación del modelo:

$$\left[\sum_{j=1}^n \lambda_j \cdot y_{kj}, \sum_{j=1}^n \lambda_j \cdot b_{zj} \right] \quad (3)$$

$$\widehat{y}_k = (1 + \beta)y_{k0} \quad \forall k \quad (4)$$

$$\widehat{b}_z = (1 - \beta)b_{z0} \quad \forall z \quad (5)$$

Las restricciones (1b) y (2b) corresponden a las entradas, como el objetivo es minimizarlas se emplea el signo ' \leq ', las restricciones (1c) y (2c) corresponden a las salidas deseables que se desean aumentar, signo ' \geq ' y las restricciones (1d) y (2d) corresponden a las salidas no deseables, que al ser consideradas productos como tal y bajo el concepto de WD, se expresan con signo '='.

El criterio de *Weak Disposability* viene reflejado a través del parámetro θ , que es el factor de reducción uniforme que afecta a salidas deseables e indeseables haciendo que las unidades obtenidas de forma radial sean consideradas parte de la tecnología. Para entender mejor este concepto se muestra el siguiente gráfico de la tecnología DEA con un enfoque WD y retornos a escala constante cuando se trata de un modelo con dos salidas y una entrada, representando la salida deseada frente a la no deseada, (y, b) respectivamente, y suponiendo la entrada x constante. Se toma este caso como ejemplo debido a la complejidad a la hora de ilustrar la tecnología VRS.

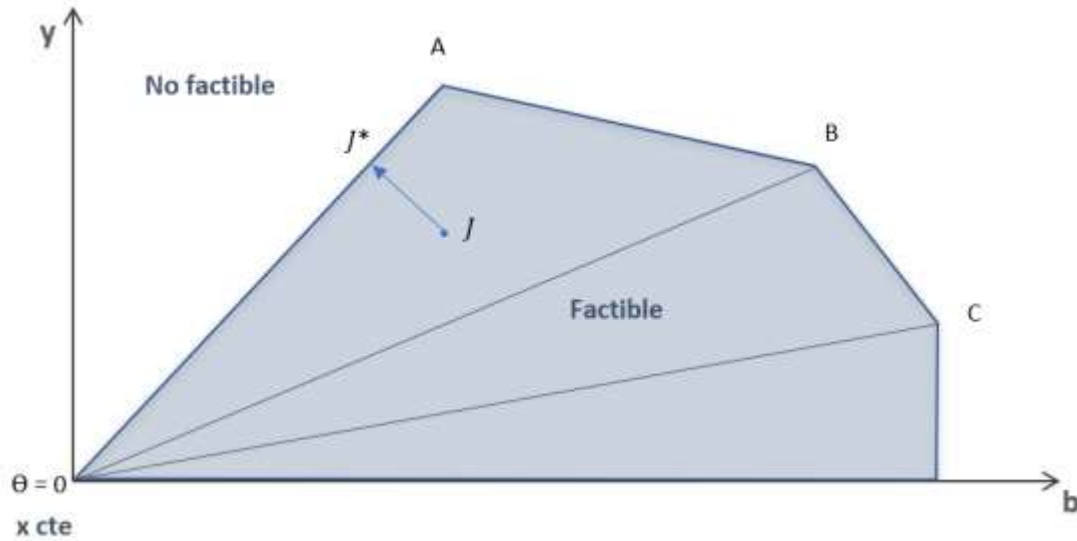


Ilustración 2. Representación de la Tecnología DEA (CRS) con enfoque Weak Disposability cuando se dibuja la salida deseada y no deseada, (y, b), suponiendo la entrada x constante. Fuente: Elaboración propia.

En la Ilustración 2 se puede visualizar la forma en la que la DMU J se proyecta en la frontera eficiente y, por lo tanto, su proyección J^* . La variable β es la responsable de la dirección de la proyección y representa la proporción en la que la salida deseada aumenta, $(1 + \beta)$ y la salida no deseada disminuye, $(1 - \beta)$.

Con respecto al *target* \widehat{y}_k la tecnología será posible siempre que sea menor o igual que éste, de ahí el símbolo de las restricciones (1c) y (2c). Con respecto al *target* \widehat{b}_z , el desplazamiento es posible sobre la vertical por lo que el símbolo de las restricciones (1d) y (2d) es '=', es decir, este signo impide a la DMU proyectarse hacia valores menores como ocurriría con SD en la Ilustración 1. El parámetro θ obliga a la tecnología a seguir una combinación lineal de la salida deseada y no deseada. En este sentido la DMU podría disminuir en b, (p.e. contaminar menos), pero debe seguir la combinación lineal en y reduciendo así la salida deseable de forma proporcional ($\theta \leq 1$).

La restricción (2e) es característica del modelo VRS, en este caso el modelo resulta ser no lineal por lo que para poder linealizarlo es necesario introducir el cambio de variable dado por la siguiente expresión:

$$\hat{\lambda}_j = \theta \cdot \lambda_j \quad (6)$$

Para el modelo CRS sin embargo no sería necesaria dicha linealización puesto Färe & Grosskopf, (2009) demuestran en su artículo que el parámetro θ no afecta a los resultados por lo que podría ignorarse sin sufrir cambios en la asignación de puntuaciones de eficiencia.

La función objetivo de ambos modelos (1) y (2) consiste en maximizar la variable β , con lo que se consigue aumentar el valor de las salidas deseables, restricciones (1c) y (2c) y disminuir, a su vez, el valor de las indeseables, restricciones (1d) y (2d).

4.2 Aplicación a la eficiencia medio ambiental en los países europeos.

Debido al continuo desarrollo de la actividad industrial en todos los países, los impactos ambientales son cada vez mayores por lo que se hace más necesaria la aplicación de medidas para mitigarlos. En este contexto, es muy útil la aplicación de métodos para la medición de la eficiencia ambiental ya que puede proporcionar a los responsables de las políticas ambientales, la información necesaria para la evaluación del rendimiento de éstas, el análisis y la toma de decisiones. Los modelos propuestos en el apartado anterior se aplicarán sobre 30 países europeos (DMUs) y los datos se obtendrán de la página de EUROSTAT, Oficina Estadística de la Unión Europea. Como se hace en numerosos artículos, se tendrán en cuenta los valores de los periodos más recientes con el objetivo de tener una visión actualizada del comportamiento de las DMUs y se descartarán aquellos países para los que no se dispongan datos de todas las entradas y salidas.

Tras la investigación realizada a lo largo de la revisión bibliográfica y de acuerdo con la Tabla 1 se puede comprobar que la mayoría de los estudios a nivel macro que tratan de clasificar diferentes países según su eficiencia ambiental utilizan como entrada la población de cada país (POB). En este estudio también se tendrá en cuenta puesto que puede definir el tamaño del país e influye en el consumo de recursos y emisiones y se medirá en número de habitantes.

Otra entrada que se tendrá en cuenta para el estudio será el gasto en protección ambiental (GP). Sueyoshi & Yuan, (2015) tienen en cuenta la inversión para prevenir la contaminación industrial como entrada y Avilés-Sacoto et al., (2021) utilizan la inversión verde que se entiende como la inversión monetaria que los países realizan para hacer frente a los problemas ambientales. Desde Eurostat se puede obtener el gasto nacional en protección ambiental en la UE y de sus estados miembros en millones de euros para los últimos años, se observa que el último periodo con los datos más completos es el año 2018 por lo que éstos serán los que se tengan en cuenta.

Como salida deseable que representa el crecimiento económico de un país se va a considerar el PIB, producto interior bruto medido en millones de euros. Los datos más recientes obtenidos son del año 2020.

Como aportación respecto a otros estudios, en éste se va a considerar una entrada que justifique dicho producto interior bruto del país y en consecuencia la contaminación que éste genera. Esta medida está relacionada con la infraestructura del país y es conocida como la formación bruta de capital fijo (FBCF). La FBCF mide el valor de las adquisiciones de activos fijos nuevos o existentes, salvo las cesiones, y se van a recopilar datos para cada país en el año 2020 medidos en millones de euros.

Las salidas no deseables que se van a tener en cuenta están presentes en la mayoría de los estudios vistos. En cuanto a emisiones se considerarán las más frecuentes y perjudiciales, las emisiones de gases de efecto invernadero (GEI) que corresponden a emisiones de CO₂, N₂O, CH₄, HFC, PFC, SF₆ y NF₃ en unidades equivalentes de CO₂. Para los países europeos, el último periodo con datos disponibles es el año 2019.

Por otro lado, también es importante tener en cuenta el consumo de recursos, por lo que la siguiente salida será el consumo final de energía (CEf) que cubre el consumo de energía de los usuarios finales, como la industria, el transporte, los hogares, los servicios y la agricultura. Se pueden obtener datos del consumo de los países europeos en miles de toneladas de petróleo equivalente, último periodo encontrado con datos 2020.

Para tener en cuenta el consumo de agua se tomará como salida no deseable el índice de explotación del agua (IEx) que es una medida del uso total de agua dulce (aguas subterráneas y superficiales) y que cuantifica el agua que se extrae y el agua que se devuelve al medio ambiente después de su uso. Esta diferencia del agua que se extrae y que se devuelve se considera como uso de agua y refleja la presión sobre los recursos renovables de agua dulce debido a la demanda de agua. En ausencia de objetivos formales acordados en toda Europa, valores superiores al 20% se consideran generalmente como una indicación de escasez de agua, mientras que valores iguales o superiores al 40% indican situaciones de escasez grave de agua. El indicador se presenta como valores medios anuales.

Como referencia por su similitud se encuentra el estudio de Lozano & Gutiérrez, (2008) que también utilizan la población como entrada, el PIB como salida deseada, y el consumo de energía primaria y emisiones GEI como salidas no deseadas. En este caso de aplicación, sin embargo, se considerará el consumo de agua como otra salida no deseada, así como una entrada que explique el PIB de un país, como es la formación de capital fijo.

Finalmente, el esquema de la DMU queda definido de la siguiente manera:

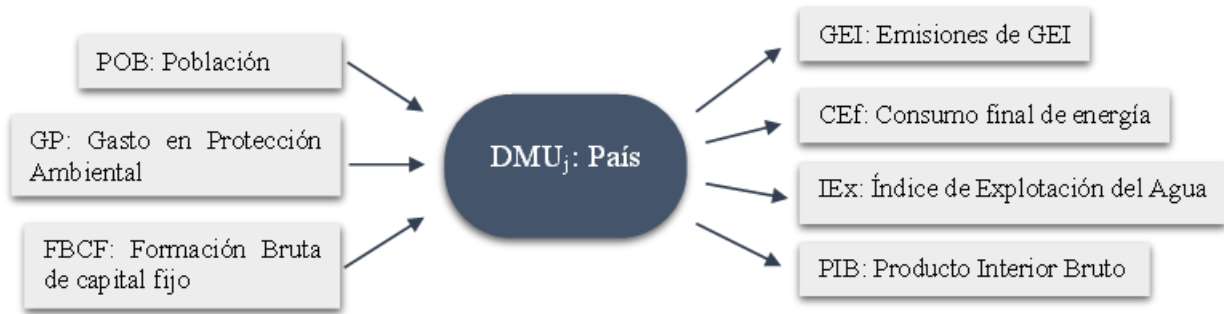


Ilustración 3. Esquema entradas y salidas de la DMU. Fuente: Elaboración propia.

Una vez definida la DMU con las entradas y salidas que la componen se desarrollan los modelos (1) y (2) explicados en el apartado anterior correspondientes a Färe & Grosskopf, (2004) con los datos de esta aplicación práctica. Estos modelos tienen como objetivo determinar si una observación dada es eficiente o por el contrario puede encontrar un punto de operación sobre el que proyectarse que produzca más resultados deseables (PIB) y menos indeseables (contaminación y consumo de agua y energía).

FÄRE & GROSSKOPF CRS (7)

$$\text{Max } \beta \quad (7a)$$

s. a

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j \cdot POB_j \leq POB_0 \quad (7b)$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j \cdot GP_j \geq GP_0 \quad (7c)$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j \cdot FBCF_j \leq FBCF_0 \quad (7d)$$

$$\theta \sum_{j=1}^n \lambda_j \cdot PIB_j \geq (1 + \beta) PIB_0 \quad (7e)$$

$$\theta \sum_{j=1}^n \lambda_j \cdot GEI_j = (1 - \beta) GEI_0 \quad (7f)$$

$$\theta \sum_{j=1}^n \lambda_j \cdot CEf_j = (1 - \beta) CEf_0 \quad (7g)$$

$$\theta \sum_{j=1}^n \lambda_j \cdot IEx_j = (1 - \beta) IEx_0 \quad (7h)$$

$$0 \leq \theta \leq 1 \quad (7i)$$

$$\lambda_j \geq 0 \quad (7j)$$

FÄRE & GROSSKOPF VRS (8)

$$\text{Max } \beta \quad (8a)$$

s. a

$$\sum_{j=1}^n \hat{\lambda}_j \cdot POB_j \leq \theta \cdot POB_0 \quad (8b)$$

$$\sum_{j=1}^n \hat{\lambda}_j \cdot GP_j \geq \theta \cdot GP_0 \quad (8c)$$

$$\sum_{j=1}^n \hat{\lambda}_j \cdot FBCF_j \leq \theta \cdot FBCF_0 \quad (8d)$$

$$\sum_{j=1}^n \hat{\lambda}_j \cdot PIB_j \geq (1 + \beta) PIB_0 \quad (8e)$$

$$\sum_{j=1}^n \hat{\lambda}_j \cdot GEI_j = (1 - \beta) GEI_0 \quad (8f)$$

$$\sum_{j=1}^n \hat{\lambda}_j \cdot CEf_j = (1 - \beta) CEf_0 \quad (8g)$$

$$\sum_{j=1}^n \hat{\lambda}_j \cdot IEx_j = (1 - \beta) IEx_0 \quad (8h)$$

$$\sum_{j=1}^n \hat{\lambda}_j = \theta \quad (8i)$$

$$0 \leq \theta \leq 1 \quad (8j)$$

$$\hat{\lambda}_j \geq 0 \quad (8k)$$

Las restricciones (7b), (7c), (7d), (8b), (8c) y (8d) corresponden a las entradas. Otra nueva aportación en este trabajo es el hecho de considerar el gasto en protección ambiental (GP) como una entrada deseada, en este sentido lo favorable sería que dicha entrada tendiera a aumentar puesto que se entiende que una mayor inversión en la protección del medio ambiente conlleva a una reducción de la contaminación ambiental y el consumo de recursos. Por lo tanto, al igual que demuestra Tone, (2021) en su estudio, dicha entrada puede ser considerada de manera similar a las salidas, formulando las ecuaciones (7c) y (8c) con el signo ' \geq ' lo que indica que la DMU tenderá a compararse con otras que tengan un GP mayor para mejorar su eficiencia, siendo GP_0 el gasto en protección ambiental que la DMU tiene actualmente.

Las restricciones (7e) y (8e) corresponden a las salidas deseables, y las restricciones (7f), (7g), (7h), (8f), (8g) y (8h) corresponden a las salidas indeseables. El signo de igualdad de éstas se debe a su carácter WD.

Al igual que con los modelos (1) y (2), el parámetro θ puede ser ignorado en el modelo CRS (7) según Färe & Grosskopf, (2009) sin embargo, para el modelo VRS (8) se debe aplicar la linealización a través del mismo cambio de variable indicado en la ecuación (6).

5 ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS

En el presente capítulo se van a presentar el conjunto de datos recopilados para los diferentes países de Europa que se emplearán para resolver los modelos (7) y (8), y en apartados posteriores se procederá a realizar la interpretación y análisis de los resultados. El programa de optimización elegido para la resolución de los modelos ha sido LINGO v18. El código fuente de ambos modelos se encuentra detallado en el Anexo 1.

5.1 Análisis de la eficiencia ambiental de países europeos en el año 2020.

En primer lugar, se va a realizar un análisis de la eficiencia ambiental para 30 países de Europa, en el que se interpretarán y explicarán los resultados haciendo una comparativa con los países más eficientes.

5.1.1 Datos de partida para aplicar DEA

En la Tabla 2 se muestran los valores para las entradas y salidas de las 30 DMUs con las que se realizará el estudio y en la Tabla 3 la leyenda de las unidades con las que se miden dichos valores. Estos valores corresponden al año 2020 aunque cabe aclarar que en aquellos países para los que no se disponía de datos en dicho año, se han tomado los datos del año anterior. Esto se establece entendiendo que las variables macro tomadas como datos de entrada y salida no varían notablemente en periodos cortos de tiempo por lo que no afectará a los resultados finales considerando sus valores como estimación media de la variable.

DMU	Entradas			Salidas			
País	Población	Gasto en protección Ambiental (M€)	Formación bruta de capital fijo FBCF (M€)	PIB (M€)	Emisiones de GEI (kt)	Consumo final de energía (ktep)	Índice explotación de agua (%)
Belgium	11.566.041	14.955,50	110.351,20	507.194,20	115.551,56	31.039,17	7,31%
Bulgaria	6.916.548	711,70	11.498,30	67.872,10	46.393,27	9.512,74	1,78%
Czechia	10.701.777	5.775,10	55.792,50	238.714,20	136.862,08	23.753,37	19,53%
Denmark	5.840.045	5.998,30	71.647,51	335.705,20	46.652,76	13.130,77	1,49%
Germany	83.155.031	72.546,00	712.206,00	3.570.620,00	793.334,59	193.616,96	5,46%
Estonia	1.330.068	615,40	8.115,80	30.660,10	13.983,50	2.726,82	9,95%
Ireland	5.006.324	2.099,60	152.436,09	421.529,20	64.220,26	10.840,19	2,98%
Greece	10.678.632	2.186,80	24.795,77	182.830,20	82.150,06	14.482,86	39,37%
Spain	47.398.695	19.284,30	232.144,00	1.205.063,00	276.951,59	72.323,26	23,71%
France	67.656.682	45.249,80	548.354,00	2.483.616,00	405.260,11	128.168,96	6,14%
Croatia	4.036.355	1.214,90	11.999,51	57.199,50	18.048,25	6.431,99	0,36%
Italy	59.236.213	32.511,80	291.362,66	1.775.436,40	376.719,37	103.057,15	15,58%
Cyprus	896.007	310,10	4.078,25	23.436,70	8.465,43	1.528,56	70,30%
Latvia	1.893.223	504,90	6.585,15	32.866,50	9.991,91	3.798,19	0,22%
Lithuania	2.795.680	643,70	6.668,71	55.383,10	14.931,89	5.284,21	0,38%
Luxembourg	634.730	621,90	11.495,30	73.313,50	10.430,41	3.265,48	2,92%
Hungary	9.730.772	2.305,80	37.784,48	154.124,40	58.864,84	17.601,52	1,19%
Malta	516.100	169,30	3.058,61	14.533,80	2.175,37	499,88	18,54%
Netherlands	17.475.415	19.366,20	173.958,00	860.719,00	185.262,30	42.261,79	4,15%

Austria	8.932.664	12.461,40	98.248,60	403.370,40	75.205,94	24.817,27	1,78%
Poland	37.840.001	9.217,60	90.803,62	574.385,40	375.701,84	70.250,65	6,87%
Portugal	10.298.252	2.935,70	37.521,19	211.277,50	55.758,15	15.215,17	12,67%
Romania	19.201.662	1.677,70	53.634,73	240.154,00	83.653,10	23.472,38	4,40%
Slovenia	2.108.977	923,90	9.382,50	52.020,20	16.964,00	4.428,84	0,70%
Slovakia	5.459.781	1.536,20	17.819,19	97.122,50	33.650,87	9.610,92	0,39%
Finland	5.533.793	3.767,00	58.202,05	252.934,00	38.370,81	23.191,07	0,61%
Sweden	10.379.295	9.743,80	117.937,58	530.356,60	15.430,42	31.454,32	0,69%
Norway	5.391.369	5.545,30	96.400,86	407.754,80	31.696,94	18.928,58	0,15%
United Kingdom	66.647.112	31.877,50	421.924,92	2.526.615,20	455.122,74	121.414,48	0,74%
Turkey	83.154.997	6.643,90	199.791,55	685.765,40	422.085,53	101.143,01	23,30%

Tabla 2. Datos de entradas y salidas para los países europeos en el año 2020. Fuente: EUROSTAT.

Unidades:	
M€	Millones de €
Kt	Kilotoneladas, miles de toneladas
ktep	Miles de toneladas equivalentes de petróleo
%	Ratio entre extracción y retorno de agua dulce

Tabla 3. Unidades de las entradas y salidas. Fuente: Elaboración propia.

Con el objetivo de facilitar la comprensión, el análisis y la interpretación de los resultados finales, se van a mostrar los datos de partida de forma visual en una serie de gráficos dados a continuación.

En el primer gráfico se ha representado las tres variables que van a ser consideradas como entradas, la población, el gasto en protección ambiental y la formación bruta de capital fijo, ambas en millones de €, ordenadas por población

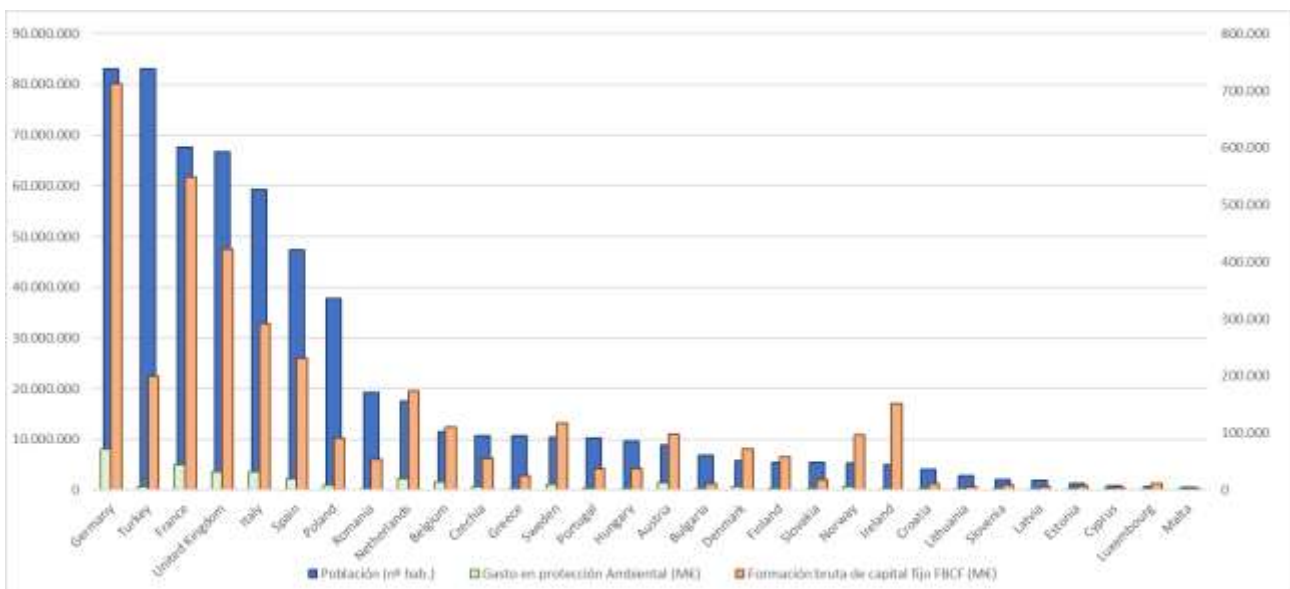


Ilustración 4. Representación gráfica de las tres variables de entrada, población, GP y FBCF para los diferentes países europeos considerados como DMUs del modelo DEA. Fuente: Elaboración propia.

Se observa que Alemania es el país con mayor población y que también posee los valores más altos de FBCF y gasto en protección ambiental. Sin embargo, esta relación no se mantiene en el resto de países, como por ejemplo Turquía que, aun siendo el segundo país con mayor población, presenta valores inferiores de FBCF y GP que otros países con población inferior. Esto puede deberse a la elevada tasa de riesgo de pobreza que presenta dicho país, (Expansión, 2021a, b)

Países como Francia, Reino Unido, Italia y España sí parecen estar en proporción con Alemania ya que, a mayor población, el GP aumenta conforme mayor es la FBCF. Cabe destacar que países como Irlanda y Noruega, pese a estar dentro de los 10 países con mayor FBCF, presentan un gasto en protección ambiental por debajo de la media (GP medio 10.446,7 M€).

En el segundo gráfico se representan los países objeto de estudio ordenados de forma descendente según su PIB y en el que se muestran en diagrama de barras tanto PIB, como las emisiones GEI, el consumo de energía y el índice de explotación de agua. De esta manera quedan representadas las cuatro variables de salida consideradas.

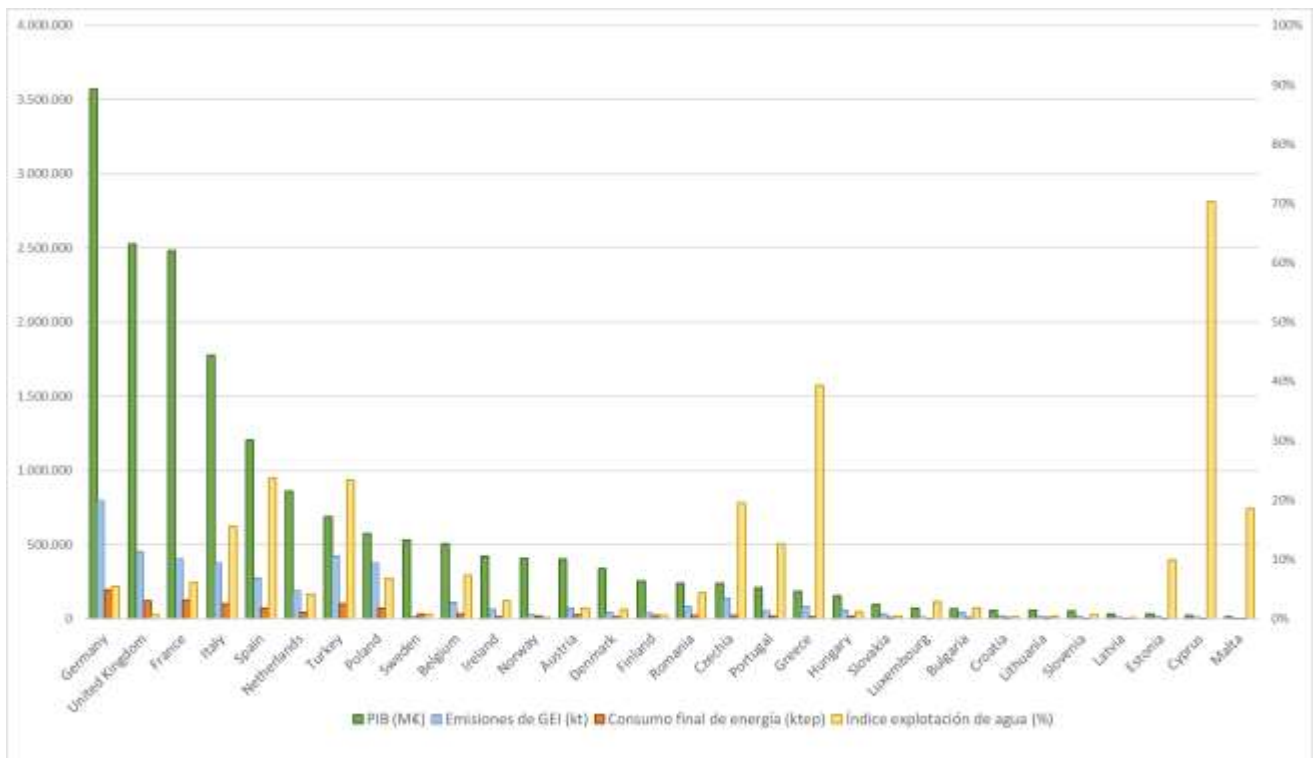


Ilustración 5. Representación gráfica de las variables de salida, emisiones GEI, consumo de energía e índice de explotación de agua para los diferentes países europeos considerados como DMUs, ordenados según PIB decreciente. Fuente: Elaboración propia.

Se observa que Alemania es el país con mayor consumo de energía y emisiones GEI, lo cual puede estar relacionado a que es el país con mayor PIB y población. Es decir, se podría entender que con el mayor desarrollo del país y el aumento de la actividad económica también aumentan las emisiones GEI y consumo de energía. Para mitigar estos impactos es por lo que puede ser el país que más invierte en protección ambiental.

Países como Turquía, Polonia y República Checa presentan elevados valores de emisiones GEI y consumo de energía con respecto a otros países de PIB inferior, lo que podría reflejar que están contaminando en mayor proporción a la de su desarrollo.

En cuanto al índice de explotación de agua, los países que se encuentran por encima del 20% lo que supone un indicador de escasez de agua son Chipre, Grecia, España y Turquía. El estrés hídrico severo ocurre cuando el índice de explotación de agua supera el 40%, lo que indica un uso del agua insostenible. Esto ocurre con Chipre que presenta un 70,30% debido a su carácter insular y a las fuertes sequías que ha estado sufriendo en los últimos años, por otro lado, Grecia está muy cerca de este punto con un índice del 39,37%.

En el último gráfico se muestran los diferentes países ordenados según el gasto en protección ambiental, esta inversión se representa en diagrama de barras junto con el FBCF y las emisiones GEI con el objetivo de analizar si los países están actuando en consecuencia con lo que contaminan.

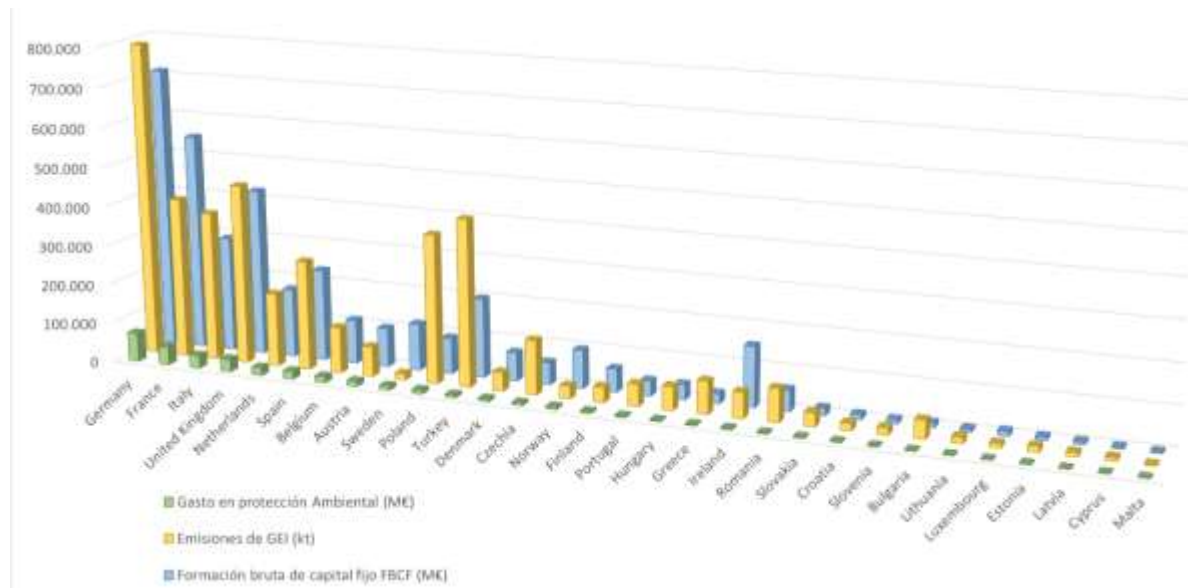


Ilustración 6. Representación gráfica del gasto de protección ambiental, PIB y emisiones GEI de los diferentes países europeos considerados como DMUs, ordenados según GP decreciente. Fuente: Elaboración propia.

Alemania, Italia, Reino Unido y Francia son los cuatro países que más invierten en la protección ambiental, además de ser los que más FBCF y emisiones presentan. Polonia y Turquía destacan en sus valores elevados de emisiones GEI con respecto al PIB y al GP que presentan, por lo que podría interpretarse como una gestión ambiental deficiente. En el caso contrario se sitúa Suecia, que está dentro de los diez países que mayor GP tienen, pero es uno de los que menos emisiones GEI presenta por lo que puede ser un indicador de que la gestión ambiental se está realizando satisfactoriamente.

Para evaluar en conjunto todas estas variables de entrada y salida y poder comparar de manera equitativa las diferentes DMUs se van a obtener los valores de las eficiencias mediante DEA aplicando los modelos (7) y (8) del capítulo anterior.

5.1.2 Resultados y análisis de eficiencia en el año 2020

A raíz del estudio de los datos mostrados en el apartado anterior, es necesario analizar cómo de eficientes son los países en cuanto al uso de los recursos considerados. Para ello se han resuelto los modelos de Färe & Grosskopf tanto para la tecnología CRS como VRS.

Los resultados de ambos modelos expuestos en el capítulo anterior con tecnologías CRS (7) y VRS (8) obtenidos para el año 2020 se encuentran en la Tabla 6 del Anexo 2. Cuanto mayor sea el valor de beta, mayor será la ineficiencia, es decir, mayor será la distancia de la DMU a la frontera eficiente y mayores serán los esfuerzos que tendrá que realizar para alcanzarla.

Con el objetivo de poder realizar una comparación de los resultados obtenidos a partir de ambos modelos, y facilitar el análisis e interpretación de los mismos, en el siguiente gráfico se representan el conjunto de países que ha resultado ser ineficientes en CRS, con sus valores de eficiencias para las dos tecnologías estudiadas y ordenados de mayor a menor eficiencia en VRS.

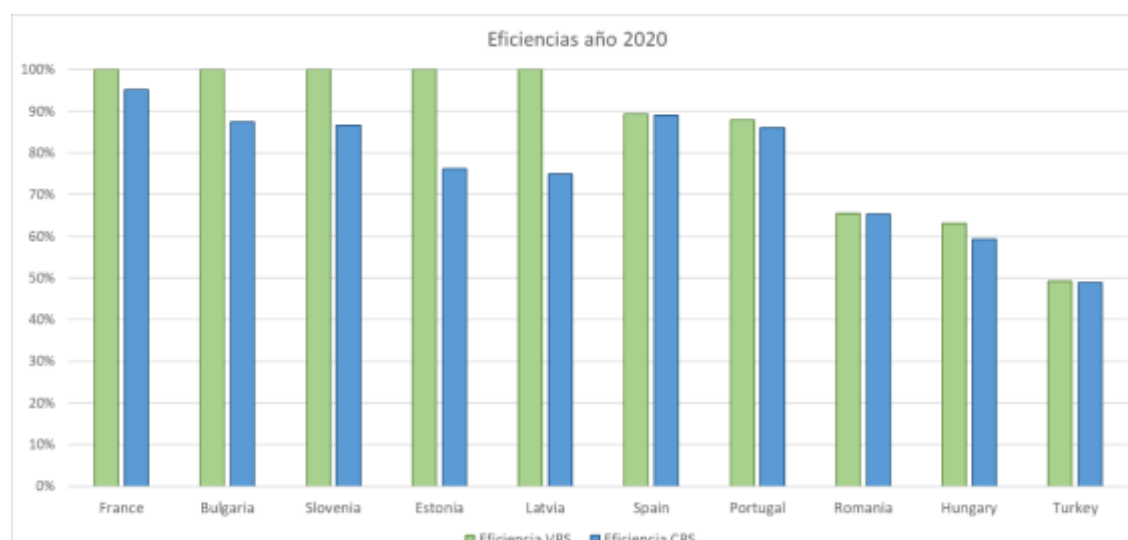


Ilustración 7. Valores de eficiencias obtenidas con los modelos CRS (7) y VRS (8) para los países europeos ineficientes en la tecnología CRS en el año 2020. Fuente: Elaboración propia.

Atendiendo al gráfico y complementando la información con la Tabla 6 del Anexo 2, de las 30 DMUs que se analizan, diez países no logran conseguir la eficiencia en los resultados obtenidos con el modelo CRS. Comparándolos con los resultados del modelo VRS, el número de países eficientes asciende a 25. Este resultado era de esperar debido a la existencia de políticas medioambientales que los países desarrollados ya están aplicando.

En la siguiente tabla se muestran los valores de cada salida y los targets del modelo CRS para las DMUs ineficientes junto con las eficiencias correspondientes.

País	Dato	PIB (M€)	Emisiones de GEI (kt)	Consumo final de energía (ktep)	Índice explotación de agua (%)	Eficiencia CRS
France	Salida	2.483.616,00	405.260,11	128.168,96	6,14%	95%
	Targets CRS	2.603.784,35	385.651,83	121.967,57	5,84%	
Spain	Salida	1.205.063,00	276.951,59	72.323,26	23,71%	89%
	Targets CRS	1.338.109,95	246.374,30	64.338,29	21,09%	
Bulgaria	Salida	67.872,10	46.393,27	9.512,74	1,78%	87%
	Targets CRS	76.423,30	40.548,19	8.314,23	1,56%	
Slovenia	Salida	52.020,20	16.964,00	4.428,84	0,70%	87%
	Targets CRS	59.003,82	14.686,61	3.834,27	0,61%	
Portugal	Salida	211.277,50	55.758,15	15.215,17	12,67%	86%
	Targets CRS	240.881,44	47.945,39	13.083,24	10,89%	
Estonia	Salida	30.660,10	13.983,50	2.726,82	9,95%	76%
	Targets CRS	37.969,44	10.649,85	2.076,75	7,58%	
Latvia	Salida	32.866,50	9.991,91	3.798,19	0,22%	75%
	Targets CRS	41.101,49	7.488,35	2.846,52	0,16%	
Romania	Salida	240.154,00	83.653,10	23.472,38	4,40%	65%
	Targets CRS	323.308,83	54.687,69	15.344,92	2,88%	
Hungary	Salida	154.124,40	58.864,84	17.601,52	1,19%	59%
	Targets CRS	216.703,17	34.964,09	10.454,82	0,71%	
Turkey	Salida	685.765,40	422.085,53	101.143,01	23,30%	49%
	Targets CRS	1.036.239,00	206.370,90	49.452,00	11,39%	

Tabla 4. Targets y valores de eficiencias para las DMUs no eficientes obtenidos con el modelo CRS. Fuente: Elaboración propia.

Exceptuando Francia, los otros cuatro países, que en VRS son eficientes, están dentro de los diez con menor FBCF, además de tener poblaciones más bajas. Observando la Tabla 4, Francia sólo necesita un incremento del 5% para ser eficiente, Bulgaria y Eslovenia un 13% y Estonia y Letonia requieren un 24% y 25% respectivamente. Estos incrementos implican aumentar el PIB y disminuir las emisiones GEI, el consumo de energía y el índice de explotación de agua la cantidad correspondiente a su valor porcentual hasta alcanzar los valores de los targets CRS indicados en la tabla.

Del resto de países, Hungría y Turquía con los que más incremento de las salidas deben realizar, un 41% y un 51% respectivamente.

En la Tabla 7 del Anexo 2, se recopilan los valores de λ_j obtenidos con el modelo CRS para cada una de las DMUs del estudio. Estas variables dan información sobre dónde se proyectan las diferentes DMUs y, según los resultados obtenidos, se puede observar que la DMU eficiente que presenta mayor número de proyecciones de otras DMUs ineficientes sobre ella es el Reino Unido. Este país parece ser el más competitivo ya que, como se ha visto en el apartado 0, ocupa el segundo puesto en FBCF y emisiones GEI, y el tercero en consumo de energía, pero a pesar de ello tiene un índice de explotación de agua bajo y está dentro de los cuatro países que más invierten en protección ambiental.

Volviendo a los resultados del modelo VRS en la Tabla 6 del Anexo 2, el número de países eficientes aumenta al tener en cuenta los rendimientos de escala. Suecia es un país competitivo puesto que posee un gasto ambiental por debajo del valor medio, 10.446,70 M€, un FBCF cercano al valor medio, 122.533,29 M€ y está dentro de los 10 países que menos emisiones GEI e índice de explotación presentan, por lo que su buena gestión hace que sea un país ambientalmente eficiente.

En un puesto similar a Suecia se encuentra Noruega que, a pesar de tener población, GP y FBCF menores, presenta el doble de emisiones que Suecia, incluso con un PIB menor. No resulta ser ineficiente con ninguno de los modelos porque el consumo de energía se reduce a la mitad y el índice de explotación de agua es notablemente bajo.

Polonia e Italia contaminan aproximadamente lo mismo a pesar de que el primero presenta menor población, FBCF y PIB. Esto puede significar que Italia está haciendo una buena gestión ambiental puesto que su GP triplica al de Polonia. Por contraposición, Polonia no está reduciendo sus emisiones GEI en comparación con otros países de tamaño similar, pero resulta ser eficiente con ambos modelos puesto que presenta un consumo de energía e índice de explotación de agua más bajos que los de éstos.

En cuanto a los cinco países que han resultado ser ineficientes tanto con el modelo CRS como con VRS, y que son España, Portugal, Hungría, Rumanía y Turquía, muestran los valores de eficiencia indicados en la siguiente tabla.

País	Dato	PIB (M€)	Emisiones de GEI (kt)	Consumo final de energía (ktep)	Índice explotación de agua (%)	Eficiencia VRS
Spain	Salida	1.205.063,00	276.951,59	72.323,26	23,71%	89,39%
	Targets VRS	1.332.916,13	247.567,96	64.650,00	21,19%	
Portugal	Salida	211.277,50	55.758,15	15.215,17	12,67%	87,91%
	Targets VRS	236.813,18	49.019,04	13.376,22	11,14%	
Romania	Salida	240.154,00	83.653,10	23.472,38	4,40%	65,49%
	Targets VRS	323.027,93	54.785,53	15.372,38	2,88%	
Hungary	Salida	154.124,40	58.864,84	17.601,52	1,19%	63,15%
	Targets VRS	210.917,04	37.173,99	11.115,61	0,75%	
Turkey	Salida	685.765,40	422.085,53	101.143,01	23,30%	49,20%
	Targets VRS	1.034.159,00	207.650,60	49.758,65	11,46%	

Tabla 5. Targets y valores de eficiencias para las DMUs no eficientes obtenidos con el modelo VRS. Fuente: Elaboración propia.

España y Portugal son los países que menos esfuerzos deben realizar para mejorar su eficiencia, aumentando el PIB y disminuyendo emisiones GEI, consumo de energía e índice de explotación de agua un 11% y un 12% respectivamente alcanzarían la eficiencia. A pesar de estos esfuerzos, España se posicionaría con un índice de explotación de agua por encima del 20% por lo que seguiría existiendo el riesgo hídrico.

En segundo lugar, se encuentran Rumanía y Hungría que deben aumentar su eficiencia un 35% y un 37% respectivamente. El país menos eficiente del estudio resulta ser Turquía que debe aumentar su eficiencia más de un 50% si se planteara ser ambientalmente eficiente. Para conseguir esto deberá aumentar su PIB casi al doble y reducir emisiones, consumo de energía y explotación del agua en la misma proporción.

Finalmente, en la Tabla 8 que se encuentra en el Anexo 2, aparecen los valores de λ_j obtenidos con el modelo VRS. En este caso, se han considerado los retornos de escala por lo que cada DMU ineficiente se compara con las eficientes de su tamaño. Sigue siendo el Reino Unido la DMU con mayor número de proyecciones sobre ella misma, los cinco países no eficientes se proyectan sobre él es por lo que se puede considerar como país de referencia en cuanto a gestión ambiental.

Como valoración general, tal y como se ha observado a lo largo del capítulo, la mayoría de los países han resultado ser eficientes. Este resultado era de esperar puesto que desde que entró en vigor el Protocolo de Kyoto, se estableció un amplio compromiso internacional para la reducción de las emisiones de gases de efecto invernadero y una gran mayoría de países desarrollaron políticas ambientales para cumplir los objetivos. Se trata de un mercado eficiente en el que se realizan inversiones y se desarrollan técnicas para que los países involucrados puedan alcanzar la eficiencia, por lo que los resultados obtenidos no llevan a la sorpresa.

Sin embargo, el hecho de que exista un gasto en protección elevado no implica necesariamente que se alcance la eficiencia puesto que lo determinante es tener una gestión eficiente de los recursos, emisiones y diversos consumos. Esto se puede ver reflejado en el siguiente gráfico, en el que se representan los valores de eficiencia obtenidos con los modelos CRS y VRS junto con el gasto en protección ambiental de cada país. Países como Letonia, Eslovenia, Luxemburgo, Estonia, Malta o Chipre consiguen la eficiencia con unos valores de GP muy inferiores a otros países como Alemania, Reino Unido, Francia o Italia que presentan gastos ambientales elevados. Por otro lado, existen países cuyo GP ha estado por encima de otros países eficientes y no han resultado serlo, como por ejemplo España o Turquía, lo cual indica que el gasto no está correlacionado con la eficiencia.

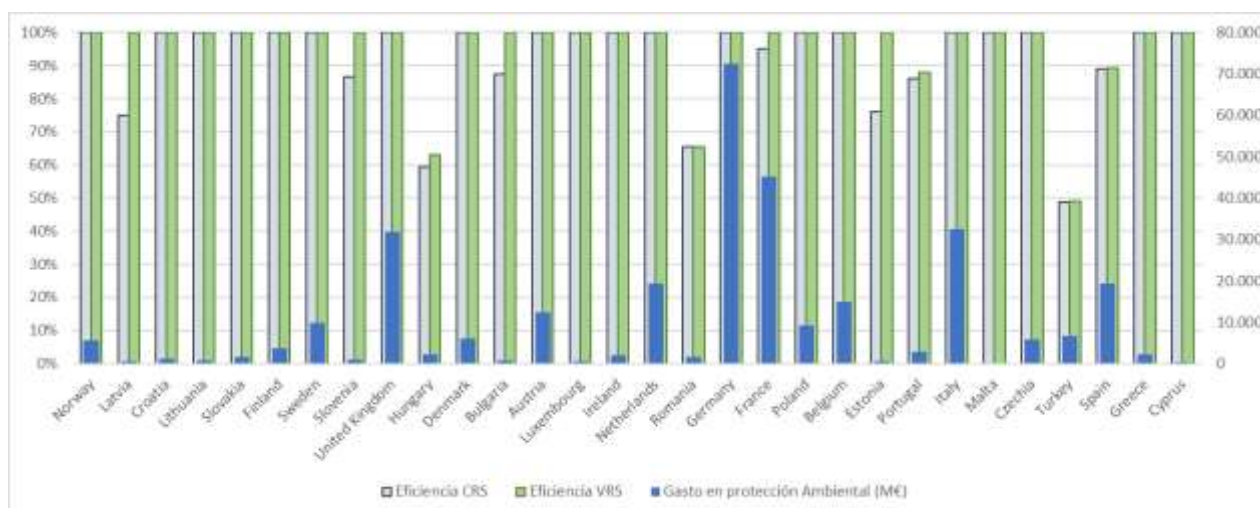


Ilustración 8. Gasto en Protección Ambiental y eficiencias obtenidas en CRS y VRS para los países europeos. Fuente: Elaboración propia.

El desempeño ambiental se centra en dar información relevante sobre los diferentes esfuerzos realizados para mantener un medio ambiente de calidad y reafirmar un compromiso de mejora continua en la gestión ambiental. En los últimos años se han desarrollado diferentes medidas en forma de indicadores que verifican y cuantifican si las medidas llevadas a cabo para cuidar del medio ambiente están o no generando un impacto positivo. Sin embargo, dado que deben considerarse múltiples perspectivas para obtener una medida completa del estado medioambiental actual, las puntuaciones de la eficiencia obtenidas mediante DEA pueden proporcionar un buen enfoque para obtener una medida integral.

Por otro lado, la evaluación mediante DEA puede ayudar a comprender cómo contribuyen las distintas iniciativas a la conservación de los recursos naturales y el desarrollo sostenible. En el caso de países en los que las puntuaciones de eficiencia no son favorables, DEA proporciona qué cambios hay que hacer para que las DMUs ineficientes mejoren y sean eficientes. Las puntuaciones también identifican a las DMUs con mejores resultados de manera que se pueden establecer sus políticas como referencia y definir acciones y objetivos de mejora.

6 RESUMEN Y CONCLUSIONES

Para finalizar, se van a recopilar de manera resumida los resultados y conclusiones obtenidas, incluyendo reflexiones generales realizadas sobre el tema. Adicionalmente, se van a proponer medidas para la ampliación del caso de aplicación y propuestas de mejora futuras.

En este trabajo fin de máster se ha estudiado la eficiencia ambiental de un conjunto de 30 países europeos en el año 2020. Para ello se han empleado los modelos CRS y VRS de Färe & Grosskopf, (2004) desarrollados bajo el concepto WD puesto que es el enfoque que más se ajusta al comportamiento real del problema.

Como nuevas aportaciones con respecto a otros estudios sobre eficiencia ambiental realizados, en este trabajo se han considerado dos nuevas propuestas para las entradas, una de ellas es el uso de la formación bruta de capital fijo con la que justificar el PIB de un país, y la otra es considerar el gasto en protección ambiental como una entrada no deseada, puesto que se entiende que con el aumento del GP se contribuye en mayor medida a la reducción del impacto ambiental.

Una vez adecuados los modelos a las entradas y salidas del caso de aplicación de este trabajo, se han recopilado los resultados de las eficiencias y los valores que toma λ_j y se han obtenido las siguientes conclusiones:

- Analizando los datos de partida, entradas y salidas, se observa que una población elevada no está relacionada directamente con un elevado FBCF y con éste un alto gasto ambiental. Existen países, como Turquía, que a pesar de tener población elevada están menos desarrollados que otros y países como Noruega, que presentan un GP bajo en relación con su riqueza. Por otro lado, el crecimiento del país representado por el PIB está relacionado con un elevado consumo de energía y emisiones GEI debido al aumento de la actividad económica en países como Alemania, sin embargo, se ha observado que existen algunos países con PIB inferior que presentan un elevado consumo de energía y altas emisiones. Por último, la mayoría de los países con valores de contaminación elevados invierten en protección ambiental cantidades acordes a sus emisiones, sin embargo, otros como Suecia apuestan por la inversión en protección ambiental a pesar de tener valores de emisiones y consumo menores.
- Una vez obtenidos los resultados de las eficiencias para los modelos CRS y VRS, se aprecia que el número de países eficientes aumenta cuando se tiene en cuenta el tamaño de la DMU. A pesar de esto, con ambas tecnologías el número de DMUs eficientes es elevado debido a los esfuerzos desde hace años que la mayoría de los países vienen realizando para la mitigación del impacto ambiental y a la existencia de políticas y técnicas para llegar a ser ambientalmente eficientes.
- Los países con una eficiencia del 100% ($\beta = 0$) muestran un mayor rendimiento ambiental en comparación con otros ineficientes. Las políticas ambientales que llevan a cabo estos países pueden tomarse como referencia para que aquellos países ineficientes mejoren su desempeño ambiental. Se ha observado que ser eficientes no está relacionado con un gasto ambiental elevado, hay más factores en juego que implican una gestión ambiental de calidad.
- Los países con peores resultados de eficiencia deberán establecer un calendario y una serie de medidas para alcanzar los objetivos marcados por los targets de DEA y llegar a ser eficientes en la reducción del impacto ambiental. Dentro de los cinco países que no han conseguido la eficiencia, España y Portugal son los países que están más cerca de ser eficientes y que menos esfuerzos necesitan para conseguirlo.
- Para ambos modelos, se han obtenido los valores de la variable λ_j observándose que la DMU eficiente con mayor número de proyecciones sobre ella es el Reino Unido, los cinco países ineficientes se proyectan sobre él por lo que puede considerarse un referente en cuanto a la gestión medioambiental.
- DEA no sólo proporciona una puntuación para cada país combinando un conjunto de entradas y salidas, sino que también establece los objetivos adecuados para las mejoras que harán que el país ineficiente puede llegar a ser eficiente.

Un nuevo informe desarrollado por la ONU (United Nations Economic Commission for Europe United Nations Environment Programme, 2022) y que ha sido presentado al máximo órgano paneuropeo de las Naciones Unidas en materia medioambiental pide un mayor compromiso y medidas para hacer frente a la triple crisis medioambiental que amenaza al planeta: el cambio climático, la pérdida de la biodiversidad y la contaminación.

Cada día el planeta lucha por sobrevivir a las consecuencias que generan las actividades realizadas por el hombre. Pese a los esfuerzos realizados en los últimos años, la reducción en las emisiones de algunos países se ha visto compensada por el aumento provocado por otros y los niveles de contaminación siguen superando las directrices para la calidad del aire establecidas por la Organización Mundial de la Salud en 2005. Entre las diversas iniciativas a favor del planeta está la preservación de las especies, ahorro de agua, mejora de la calidad del aire, aumento de infraestructuras de energías renovables, ahorro de energía y un uso del suelo adecuado. La clave para conseguir estos retos es apostar por la economía circular y el desarrollo sostenible.

Actividades como la extracción de minerales y su procesamiento no solo contribuyen al aumento de las emisiones sino también a la pérdida de biodiversidad y al aumento del estrés hídrico, triplicando el impacto ambiental. Por otro lado, aunque el uso de energías renovables ha aumentado en los últimos años, gran parte de la región sigue dependiendo de los combustibles fósiles.

Se puede ampliar el caso práctico de este trabajo introduciendo variables que representen a todos los aspectos mencionados anteriormente, como por ejemplo utilizar la riqueza de especies de cada país para tener en cuenta la pérdida de la biodiversidad, incluir el área de tierra ocupada en combinación con el tiempo durante el cual se desarrollan actividades sobre ella para representar el uso del suelo o el porcentaje de energía consumida procedente de fuentes renovables.

Puesto que la lucha contra el cambio climático es imprescindible para el futuro de Europa y el resto del mundo, otra futura ampliación del trabajo consiste en extender el estudio a un mayor número de países, pudiendo hacer una evaluación del impacto ambiental a nivel internacional, incluyendo países de las regiones que mayores valores de contaminación presentan como son Estados Unidos o China.

Con el fin de erradicar la pobreza, proteger el planeta y asegurar la prosperidad, los líderes mundiales adoptaron en 2015 un conjunto de objetivos que formaron parte de una agenda de desarrollo sostenible y que debían ser alcanzados en los posteriores 15 años. Dentro de estos objetivos se encuentra mejorar la calidad del aire para reducir las muertes prematuras causadas por la contaminación atmosférica, mejorar la calidad del agua reduciendo los vertidos, residuos y microplásticos liberados, mejorar la calidad del suelo, reducir el número de ecosistemas amenazados, etc. El plan presenta una serie de iniciativas y acciones para alcanzar dichos objetivos y un conjunto de propuestas encaminadas a revisar y actualizar la legislación.

Para poder evaluar cómo los distintos países del estudio están aplicando las iniciativas y trabajando para la consecución de los objetivos marcados para 2030, una interesante propuesta de futuro para la ampliación del trabajo sería la introducción de un análisis temporal.

En este análisis temporal puede evaluarse la eficiencia ambiental de los países involucrados a lo largo de los años mediante el uso del Índice de Malmquist (IM). Este índice evalúa los cambios de la DMU entre dos periodos de tiempo a través de dos componentes, la variación de la distancia que separa a las unidades de la frontera (cambios en la eficiencia técnica) y el movimiento de la frontera en cada periodo (cambios en la tecnología). Con este índice se pueden establecer, por ejemplo, periodos desde 2015 y cada cinco (o diez) años para estudiar cómo evoluciona la eficiencia ambiental de los países y poder observar si, llegados a 2030, se están cumpliendo los objetivos de sostenibilidad ambiental.

Para concluir, los objetivos de desarrollo sostenible para 2050 apuestan por un mundo donde la contaminación se haya reducido hasta niveles que dejen de ser perjudiciales para la salud humana y los ecosistemas naturales, es decir, contaminación cero del aire, agua y suelo. La organización exige medidas adicionales, entre ellas promover la descarbonización mediante la reorientación de las inversiones hacia energías renovables y apostar por una economía circular y más eficiente en la que la producción y el consumo se sostengan mutuamente.

DEA es una herramienta versátil capaz de adaptarse a la dimensión del estudio, a nivel europeo o internacional, y con la que incorporar nuevas variables que tengan en cuenta todos los aspectos que afectan a la salud del planeta. Ofrece las direcciones de mejora hacia donde proyectarse, además de poder complementar los resultados del modelo con el IM, con el que poder hacer una evaluación temporal y un seguimiento del éxito que están teniendo las políticas aplicadas a lo largo de los años.

BIBLIOGRAFÍA

- Arcelus, F. J., & Arocena, P. (2005). Productivity differences across OECD countries in the presence of environmental constraints. *Journal of the Operational Research Society*, 56(12), 1352–1362. <https://doi.org/10.1057/palgrave.jors.2601942>
- Avilés-Sacoto, E. C., Avilés-Sacoto, S. V., Güemes-Castorena, D., & Cook, W. D. (2021). Environmental performance evaluation: A state-level DEA analysis. *Socio-Economic Planning Sciences*, 78. <https://doi.org/10.1016/j.seps.2021.101082>
- Bang, Y. Y., Lee, D. S., & Lim, S. R. (2019). Analysis of corporate CO2 and energy cost efficiency: The role of performance indicators and effective environmental reporting. *Energy Policy*, 133. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2019.110897>
- 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>
- Berg, S. A., Forsund, F. R., & Jansen, E. S. (1992). Malmquist indices of productivity growth during the deregulation of Norwegian banking 1980-1989. *Scandinavian Journal of Economics*, 94, 211–228.
- Callens, I., & Tyteca, D. (1999). Towards indicators of sustainable development for firms: A productive efficiency perspective. *Ecological Economics*, 28(1), 41–53. [https://doi.org/10.1016/S0921-8009\(98\)00035-4](https://doi.org/10.1016/S0921-8009(98)00035-4)
- Charnes, A., Cooper, W. W., & Rhodes, E. (1978). Measuring the efficiency of decision making units. *European Journal of Operational Research*, 2(6), 429–444. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(78\)90138-8](https://doi.org/10.1016/0377-2217(78)90138-8)
- Choi, Y., Zhang, N., & Zhou, P. (2012). Efficiency and abatement costs of energy-related CO2 emissions in China: A slacks-based efficiency measure. *Applied Energy*, 98, 198–208. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2012.03.024>
- Chung, Y. H., Färe, R., & Grosskopf, S. (1997). Productivity and undesirable outputs: A directional distance function approach. *Journal of Environmental Management*, 51(3), 229–240. <https://doi.org/10.1006/jema.1997.0146>
- Deilmann, C., Lehmann, I., Reißmann, D., & Hennersdorf, J. (2016). Data envelopment analysis of cities - Investigation of the ecological and economic efficiency of cities using a benchmarking concept from production management. *Ecological Indicators*, 67, 798–806. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2016.03.039>
- Dong, F., Long, R., Bian, Z., Xu, X., Yu, B., & Wang, Y. (2017). Applying a Ruggiero three-stage super-efficiency DEA model to gauge regional carbon emission efficiency: evidence from China. *Natural Hazards*, 87(3), 1453–1468. <https://doi.org/10.1007/s11069-017-2826-2>
- Expansión. (2021a). *Turquía - Riesgo de pobreza. En Turquía sube el riesgo de pobreza al 23%*. Turquía - Riesgo de Pobreza. En Turquía Sube El Riesgo de Pobreza al 23%. <https://datosmacro.expansion.com/demografia/riesgo-pobreza/turquia>
- Expansión. (2021b). *Turquía: Economía y demografía*. Turquía: Economía y Demografía. <https://datosmacro.expansion.com/paises/turquia#:~:text=El%20PIB%20per%20c%3%A1pita%20es,ranking%20de%20PIB%20per%20c%3%A1pita.>
- Färe, R., & Grosskopf, S. (2004). *New Directions: Efficiency and Productivity*. (Kluwer Academic Publishers, Ed.).
- Färe, R., & Grosskopf, S. (2009). A comment on weak disposability in nonparametric production analysis.

- American Journal of Agricultural Economics*, 91(2), 535–538. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8276.2008.01237.x>
- Färe, R., Grosskopf, S., & Hernandez-Sancho, F. (2004). Environmental performance: An index number approach. *Resource and Energy Economics*, 26(4), 343–352. <https://doi.org/10.1016/j.reseneeco.2003.10.003>
- Färe, R., Grosskopf, S., Lovell, C. A. K., & Pasurka, C. (1989). “Multilateral productivity comparisons when some outputs are undesirable: A nonparametric approach.” *Review of Economics and Statistics*, 71(1), 90–98. <https://doi.org/10.2307/1928055>
- Färe, R., Grosskopf, S., Noh, D.-W., & Weber, W. (2005). Characteristics of a polluting technology: Theory and practice. *Journal of Econometrics*, 126(2), 469–492. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2004.05.010>
- Färe, R., Grosskopf, S., & Tyteca, D. (1996). An activity analysis model of the environmental performance of firms - Application to fossil-fuel-fired electric utilities. *Ecological Economics*, 18(2), 161–175. [https://doi.org/10.1016/0921-8009\(96\)00019-5](https://doi.org/10.1016/0921-8009(96)00019-5)
- Fried, H. O., Lovell, C. A. K., Schmidt, S. S., & Yaisawarng, S. (2002). Accounting for environmental effects and statistical noise in Data Envelopment Analysis. *Journal of Productivity Analysis*, 17(1–2), 157–174. <https://doi.org/10.1023/A:1013548723393>
- Gomes, E. G., & Lins, M. P. E. (2008). Modelling undesirable outputs with zero sum gains data envelopment analysis models. *Journal of the Operational Research Society*, 59(5), 616–623. <https://doi.org/10.1057/palgrave.jors.2602384>
- Gudipudi, R., Lüdeke, M. K. B., Rybski, D., & Kropp, J. P. (2018). Benchmarking urban eco-efficiency and urbanites’ perception. *Cities*, 74, 109–118. <https://doi.org/10.1016/j.cities.2017.11.009>
- Hailu, A., & Veeman, T. S. (2001). Non-parametric productivity analysis with undesirable outputs: An application to the Canadian pulp and paper industry. *American Journal of Agricultural Economics*, 83(3), 605–616. <https://doi.org/10.1111/0002-9092.00181>
- Hu, J.-L., & Wang, S.-C. (2006). Total-factor energy efficiency of regions in China. *Energy Policy*, 34(17), 3206–3217. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2005.06.015>
- Hua, Z., Bian, Y., & Liang, L. (2007). Eco-efficiency analysis of paper mills along the Huai River: An extended DEA approach. *Omega*, 35(5), 578–587. <https://doi.org/10.1016/j.omega.2005.11.001>
- Jebaraj, S., & Iniyar, S. (2006). A review of energy models. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 10(4), 281–311. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2004.09.004>
- Jiang, H., Hua, M., Zhang, J., Cheng, P., Ye, Z., Huang, M., & Jin, Q. (2020). Sustainability efficiency assessment of wastewater treatment plants in China: A data envelopment analysis based on cluster benchmarking. *Journal of Cleaner Production*, 244. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.118729>
- Knox Lovell, C. A., Pastor, J. T., & Turner, J. A. (1995). Measuring macroeconomic performance in the OECD: A comparison of European and non-European countries. *European Journal of Operational Research*, 87(3), 507–518. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0377-2217\(95\)00226-X](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0377-2217(95)00226-X)
- Korhonen, P. J., & Luptacik, M. (2004). Eco-efficiency analysis of power plants: An extension of data envelopment analysis. *European Journal of Operational Research*, 154(2), 437–446. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(03\)00180-2](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0377-2217(03)00180-2)
- Kourtit, K., Nijkamp, P., & Suzuki, S. (2013). The rat race between world cities: In search of Exceptional Places by means of super-efficient data development analysis. *Computers, Environment and Urban Systems*, 38(1), 67–77. <https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2012.08.007>
- Kutty, A. A., Kucukvar, M., Abdella, G. M., Bulak, M. E., & Onat, N. C. (2022). Sustainability Performance of European Smart Cities: A Novel DEA Approach with Double Frontiers. *Sustainable Cities and Society*, 81. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2022.103777>
- Lansink, A. O., & Reinhard, S. (2004). Investigating technical efficiency and potential technological change in Dutch pig farming. *Agricultural Systems*, 79(3), 353–367. [https://doi.org/10.1016/S0308-521X\(03\)00091-](https://doi.org/10.1016/S0308-521X(03)00091-)

X

- Li, L.-B., & Hu, J.-L. (2012). Ecological total-factor energy efficiency of regions in China. *Energy Policy*, 46, 216–224. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2012.03.053>
- Lozano, S., & Gutiérrez, E. (2008). Non-parametric frontier approach to modelling the relationships among population, GDP, energy consumption and CO2 emissions. *Ecological Economics*, 66(4), 687–699. <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2007.11.003>
- Mohebbali, S., Maghsoudy, S., & Ardejani, F. D. (2020). Application of data envelopment analysis in environmental impact assessment of a coal washing plant: A new sustainable approach. *Environmental Impact Assessment Review*, 83. <https://doi.org/10.1016/j.eiar.2020.106389>
- Murty, M. N., Kumar, S., & Paul, M. (2006). Environmental regulation, productive efficiency and cost of pollution abatement: A case study of the sugar industry in India. *Journal of Environmental Management*, 79(1), 1–9. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2005.04.030>
- Oficina Estadística de la Unión Europea. (n.d.). *EuroStat*. Retrieved May 9, 2022, from <https://ec.europa.eu/eurostat/web/main/data/database>
- Pittman, R. W. (1983). Multilateral Productivity Comparisons with Undesirable Outputs. *The Economic Journal*, 93(372), 883–891. <https://doi.org/10.2307/2232753>
- Porter M., & van der Linde C. (1995). Toward a New Conception of the Environment-Competitiveness Relationship. *Journal of Economic Perspectives*, 9(8), 97–118. <https://www.jstor.org/stable/3440261>
- Quiroga Martínez, R., & United Nations. Economic Commission for Latin America and the Caribbean. Environment and Human Settlements Division. (2001). *Indicadores de sostenibilidad ambiental y de desarrollo sostenible: estado del arte y perspectivas*. CEPAL, División de Medio Ambiente y Asentamientos Humanos.
- Ramanathan, R. (2006). A multi-factor efficiency perspective to the relationships among world GDP, energy consumption and carbon dioxide emissions. *Technological Forecasting and Social Change*, 73(5), 483–494. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2005.06.012>
- Reinhard, S., Knox Lovell, C. A., & Thijssen, G. J. (2000). Environmental efficiency with multiple environmentally detrimental variables; estimated with SFA and DEA. *European Journal of Operational Research*, 121(2), 287–303. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(99\)00218-0](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(99)00218-0)
- Ruggiero, J. (1998). Non-discretionary inputs in data envelopment analysis. *European Journal of Operational Research*, 111(3), 461–469. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(97\)00306-8](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(97)00306-8)
- Sarkis, J. (2007). Preparing Your Data for DEA. In *Modeling Data Irregularities and Structural Complexities in Data Envelopment Analysis* (pp. 305–320). Springer US. https://doi.org/10.1007/978-0-387-71607-7_17
- Scheel, H. (2001). Undesirable outputs in efficiency valuations. *European Journal of Operational Research*, 132(2), 400–410. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(00\)00160-0](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(00)00160-0)
- Seiford, L. M., & Zhu, J. (2002). Modeling undesirable factors in efficiency evaluation. *European Journal of Operational Research*, 142(1), 16–20. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(01\)00293-4](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(01)00293-4)
- Shabani, A., Torabipour, S. M. R., Farzipoor Saen, R., & Khodakarami, M. (2015). Distinctive data envelopment analysis model for evaluating global environment performance. *Applied Mathematical Modelling*, 39(15), 4385–4404. <https://doi.org/10.1016/j.apm.2014.12.053>
- Song, M., An, Q., Zhang, W., Wang, Z., & Wu, J. (2012). Environmental efficiency evaluation based on data envelopment analysis: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 16(7), 4465–4469. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2012.04.052>
- Sueyoshi, T., Goto, M., & Ueno, T. (2010). Performance analysis of US coal-fired power plants by measuring three DEA efficiencies. *Energy Policy*, 38(4), 1675–1688. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2009.11.017>
- Sueyoshi, T., & Yuan, Y. (2015). China's regional sustainability and diversified resource allocation: DEA environmental assessment on economic development and air pollution. *Energy Economics*, 49, 239–256.

- <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2015.01.024>
- Tone, K. (2001). Slacks-based measure of efficiency in data envelopment analysis. *European Journal of Operational Research*, 130(3), 498–509. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(99\)00407-5](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(99)00407-5)
- Tone, K. (2004). Dealing with undesirable outputs in DEA: a slacks-based measure (SBM) approach. *North American Productivity Workshop, Toronto.*, 44–45. https://www.researchgate.net/publication/284047010_Dealing_with_undesirable_outputs_in_DEA_a_Slacks-Based_Measure_SBM_approach/citations
- Tone, K. (2021). Dealing with Desirable Inputs in Data Envelopment Analysis: A Slacks-based Measure Approach. *American Journal of Operations Management and Information Systems*, 6(4), 67. <https://doi.org/10.11648/j.ajomis.20210604.11>
- Tyteca, D. (1997). Linear Programming Models for the Measurement of Environmental Performance of Firms - Concepts and Empirical Results. *Journal of Productivity Analysis*, 8(2), 183–197. <https://doi.org/10.1023/A:1013296909029>
- United Nations Economic Commission for Europe United Nations Environment Programme. (2022). *Europe's Environment The Seventh Pan-European Environmental Assessment*. <https://shop.un.org>.
- Wang, D. D. (2019). Performance assessment of major global cities by DEA and Malmquist index analysis. *Computers, Environment and Urban Systems*, 77. <https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2019.101365>
- Wang, D., Du, Z., & Wu, H. (2020). Ranking global cities based on economic performance and climate change mitigation. *Sustainable Cities and Society*, 62. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2020.102395>
- Wang, K., Wei, Y.-M., & Lu, B. (2013). China's regional energy and environmental efficiency: A Range-Adjusted Measure based analysis. *Applied Energy*, 112, 1403–1415. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2013.04.021>
- Wang, K., Wei, Y.-M., & Zhang, X. (2013). Energy and emissions efficiency patterns of Chinese regions: A multi-directional efficiency analysis. *Applied Energy*, 104, 105–116. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2012.11.039>
- Yaisawarng, S., & Klein, J. D. (1994). The Effects of Sulfur Dioxide Controls on Productivity Change in the U.S. Electric Power Industry. *The Review of Economics and Statistics*, 76(3), 447–460. <https://doi.org/10.2307/2109970>
- Yang, H., & Pollitt, M. (2007). *Distinguishing Weak and Strong Disposability among Undesirable Outputs in DEA: The Example of the Environmental Efficiency of Chinese Coal-Fired Power Plants*.
- Yang, L., Ouyang, H., Fang, K., Ye, L., & Zhang, J. (2015). Evaluation of regional environmental efficiencies in China based on super-efficiency-DEA. *Ecological Indicators*, 51, 13–19. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2014.08.040>
- Zaim, O., & Taskin, F. (2000). A Kuznets Curve in Environmental Efficiency: An Application on OECD Countries. *Environmental and Resource Economics*, 17, 21–36. <https://doi.org/https://doi.org/10.1023/A:1008318605976>
- Zeng, Y., Guo, W., Wang, H., & Zhang, F. (2020). A two-stage evaluation and optimization method for renewable energy development based on data envelopment analysis. *Applied Energy*, 262. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.114363>
- Zhang, B., Bi, J., Fan, Z., Yuan, Z., & Ge, J. (2008). Eco-efficiency analysis of industrial system in China: A data envelopment analysis approach. *Ecological Economics*, 68(1–2), 306–316. <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2008.03.009>
- Zhou, H., Yang, Y., Chen, Y., Zhu, J., & Shi, Y. (2021). DEA Application in Sustainability 1996–2019: The Origins, Development, and Future Directions. In *International Series in Operations Research and Management Science* (Vol. 301). https://doi.org/10.1007/978-3-030-58023-0_4
- Zhou, P., Ang, B. W., & Han, J. Y. (2010). Total factor carbon emission performance: A Malmquist index analysis. *Energy Economics*, 32(1), 194–201. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2009.10.003>

- Zhou, P., Ang, B. W., & Poh, K. L. (2006). Slacks-based efficiency measures for modeling environmental performance. *Ecological Economics*, 60(1), 111–118. <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2005.12.001>
- Zhou, P., Ang, B. W., & Poh, K. L. (2008). Measuring environmental performance under different environmental DEA technologies. *Energy Economics*, 30(1), 1–14. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2006.05.001>
- Zofio, J. L., & Prieto, A. M. (2001). Environmental efficiency and regulatory standards: the case of CO2 emissions from OECD industries. *Resource and Energy Economics*, 23(1), 63–83. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0928-7655\(00\)00030-0](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0928-7655(00)00030-0)

ANEXO 1. CÓDIGO DEL MODELO EN LINGO

CÓDIGO MODELO FÄRE & GROSSKOPF CRS

SETS:

!conjuntos primitivos;

ENTRADA/1..3/;

DMU/1..30/:BETA;

SALIDADES/1/:SOLYR;

SALIDANODES/1..3/:SOLBR;

!conjuntos derivados;

DMU_SALIDADES (DMU, SALIDADES) : SOLY, Y;

DMU_SALIDANODES (DMU, SALIDANODES) : SOLB, B;

ITERACION (DMU) : LANDAR;

DMU_ENTRADA (DMU, ENTRADA) : X;

DMU_ITERACION (DMU, ITERACION) : LANDA;

ENDSETS

DATA:

!Importamos los datos desde una hoja excel;

X, Y, B = @OLE ('C:\PROYECTO\EFICIENCIA2020.xlsx', 'X', 'PIB', 'B');

!Exportamos los resultados landa a una hoja excel;

@OLE

('C:\PROYECTO\EFICIENCIA2020.xlsx', 'SOLY', 'SOLB', 'BETA') = SOLY, SOLB, BETA;

ENDDATA

SUBMODEL CLIMA:

!Funcion objetivo;

MAX= BETAR;

!Restricciones;

@FOR (ENTRADA (I) | I#NE#2:

 @SUM (DMU (J) :
 LANDAR (J) * X (J, I)) <= X (R, I));

 @SUM (DMU (J) :
 LANDAR (J) * X (J, 2)) >= X (R, 2));

```

@FOR (SALIDADES (K) :
    @SUM (DMU (J) :
        LANDAR (J) *Y (J, K) ) >= Y (R, K) * (1+BETAR) );
@FOR (SALIDADES (K) :
    @SUM (DMU (J) :
        LANDAR (J) *Y (J, K) ) = SOLYR (K) );
@FOR (SALIDANODES (K) :
    @SUM (DMU (J) :
        LANDAR (J) *B (J, K) ) = B (R, K) * (1-BETAR) );
@FOR (SALIDANODES (K) :
    @SUM (DMU (J) :
        LANDAR (J) *B (J, K) ) = SOLBR (K) );
@FOR (DMU (J) : LANDAR (J) >=0);
ENDSUBMODEL

CALC:
@SET ( 'TERSEO', 2);

@FOR (ITERACION (ITER) :
    R=ITER;
@SOLVE (CLIMA) ;
    BETA (ITER) =BETAR;
@FOR (SALIDANODES (K) :
    SOLB (ITER, K) =SOLBR (K) );
@FOR (SALIDADES (K) :
    SOLY (ITER, K) =SOLYR (K) );
@FOR (DMU (J) :LANDA (ITER, J) =LANDAR (J) );
);
ENDCALC

```

CÓDIGO MODELO FÄRE & GROSSKOPF VRS

SETS:

!conjuntos primitivos;

ENTRADA/1..3/;

DMU/1..30/:BETA;

SALIDADES/1/:SOLYR;

SALIDANODES/1..3/:SOLBR;

!conjuntos derivados;

DMU_SALIDADES (DMU, SALIDADES) : SOLY, Y;

DMU_SALIDANODES (DMU, SALIDANODES) : SOLB, B;

ITERACION (DMU) : LANDAR;

DMU_ENTRADA (DMU, ENTRADA) : X;

DMU_ITERACION (DMU, ITERACION) : LANDA;

ENDSETS

DATA:

!Importamos los datos desde una hoja excel;

X, Y, B = @OLE ('C:\PROYECTO\EFICIENCIA2020.xlsx', 'X', 'PIB', 'B');

!Exportamos los resultados landa a una hoja excel;

@OLE ('C:\PROYECTO\EFICIENCIA2020.xlsx', 'SOLY_VRS', 'SOLB_VRS', 'BETA_VRS')=SOLY, SOLB, BETA;

ENDDATA

SUBMODEL CLIMA:

!Funcion objetivo;

MAX= BETAR;

!Restricciones;

@FOR (ENTRADA (I) | I#NE#2:

 @SUM (DMU (J) :

 LANDAR (J) *X (J, I)) <= TETAR*X (R, I));

 @SUM (DMU (J) :

 LANDAR (J) *X (J, 2)) >= TETAR*X (R, 2) ;

```

@FOR (SALIDADES (K) :
    @SUM (DMU (J) :
        LANDAR (J) *Y (J, K) ) >= Y (R, K) * (1+BETAR) );
@FOR (SALIDADES (K) :
    @SUM (DMU (J) :
        LANDAR (J) *Y (J, K) ) = SOLYR (K) );
@FOR (SALIDANODES (K) :
    @SUM (DMU (J) :
        LANDAR (J) *B (J, K) ) = B (R, K) * (1-BETAR) );
@FOR (SALIDANODES (K) :
    @SUM (DMU (J) :
        LANDAR (J) *B (J, K) ) = SOLBR (K) );
@FOR (DMU (J) : LANDAR (J) >=0);
    @SUM (DMU (J) : LANDAR (J) )=TETAR;
        TETAR>=0;
        TETAR<=1;

ENDSUBMODEL

CALC:
@SET ( 'TERSEO', 2);
@FOR (ITERACION (ITER) :
    R=ITER;

@SOLVE (CLIMA) ;
    BETA (ITER) =BETAR;
@FOR (SALIDANODES (K) :
    SOLB (ITER, K) =SOLBR (K) );
@FOR (SALIDADES (K) :
    SOLY (ITER, K) =SOLYR (K) );

@FOR (DMU (J) :
    LANDA (ITER, J) =LANDAR (J) );
);

ENDCALC

```

ANEXO 2. RESULTADOS DE LOS MODELOS FÄRE & GROSSKOPF CRS Y VRS

DMU	Solución Salidas CRS						Solución Salidas VRS					
	Pais	PIB (M€)	Emisiones de GEI (kt)	Consumo final de energía (ktep)	Índice explotación de agua (%)	BETA	Eficiencia CRS	PIB (M€)	Emisiones de GEI (kt)	Consumo final de energía (ktep)	Índice explotación de agua (%)	BETA
Belgium	507.194,20	115.551,56	31.039,17	7,31%	0,000	100,00%	507.194,20	115.551,56	31.039,17	7,31%	0,000	100,00%
Bulgaria	76.423,30	40.548,19	8.314,23	1,56%	0,126	87,40%	67.872,10	46.393,27	9.512,74	1,78%	0,000	100,00%
Czechia	238.714,20	136.862,08	23.753,37	19,53%	0,000	100,00%	238.714,20	136.862,08	23.753,37	19,53%	0,000	100,00%
Denmark	335.705,20	46.652,76	13.130,77	1,49%	0,000	100,00%	335.705,20	46.652,76	13.130,77	1,49%	0,000	100,00%
Germany	3.570.620,00	793.334,59	193.616,96	5,46%	0,000	100,00%	3.570.620,00	793.334,59	193.616,96	5,46%	0,000	100,00%
Estonia	37.969,44	10.649,85	2.076,75	7,58%	0,238	76,16%	30.660,10	13.983,50	2.726,82	9,95%	0,000	100,00%
Ireland	421.529,20	64.220,26	10.840,19	2,98%	0,000	100,00%	421.529,20	64.220,26	10.840,19	2,98%	0,000	100,00%
Greece	182.830,20	82.150,06	14.482,86	39,37%	0,000	100,00%	182.830,20	82.150,06	14.482,86	39,37%	0,000	100,00%
Spain	1.338.109,95	246.374,30	64.338,29	21,09%	0,110	88,96%	1.332.916,13	247.567,96	64.650,00	21,19%	0,106	89,39%
France	2.603.784,35	385.651,83	121.967,57	5,84%	0,048	95,16%	2.483.616,00	405.260,11	128.168,96	6,14%	0,000	100,00%
Croatia	57.199,50	18.048,25	6.431,99	0,36%	0,000	100,00%	57.199,50	18.048,25	6.431,99	0,36%	0,000	100,00%
Italy	1.775.436,40	376.719,37	103.057,15	15,58%	0,000	100,00%	1.775.436,40	376.719,37	103.057,15	15,58%	0,000	100,00%
Cyprus	23.436,70	8.465,43	1.528,56	70,30%	0,000	100,00%	23.436,70	8.465,43	1.528,56	70,30%	0,000	100,00%
Latvia	41.101,49	7.488,35	2.846,52	0,16%	0,251	74,94%	32.866,50	9.991,91	3.798,19	0,22%	0,000	100,00%
Lithuania	55.383,10	14.931,89	5.284,21	0,38%	0,000	100,00%	55.383,10	14.931,89	5.284,21	0,38%	0,000	100,00%
Luxembourg	73.313,50	10.430,41	3.265,48	2,92%	0,000	100,00%	73.313,50	10.430,41	3.265,48	2,92%	0,000	100,00%
Hungary	216.703,17	34.964,09	10.454,82	0,71%	0,406	59,40%	210.917,04	37.173,99	11.115,61	0,75%	0,368	63,15%
Malta	14.533,80	2.175,37	499,88	18,54%	0,000	100,00%	14.533,80	2.175,37	499,88	18,54%	0,000	100,00%
Netherlands	860.719,00	185.262,30	42.261,79	4,15%	0,000	100,00%	860.719,00	185.262,30	42.261,79	4,15%	0,000	100,00%
Austria	403.370,40	75.205,94	24.817,27	1,78%	0,000	100,00%	403.370,40	75.205,94	24.817,27	1,78%	0,000	100,00%
Poland	574.385,40	375.701,84	70.250,65	6,87%	0,000	100,00%	574.385,40	375.701,84	70.250,65	6,87%	0,000	100,00%
Portugal	240.881,44	47.945,39	13.083,24	10,89%	0,140	85,99%	236.813,18	49.019,04	13.376,22	11,14%	0,121	87,91%
Romania	323.308,83	54.687,69	15.344,92	2,88%	0,346	65,37%	323.027,93	54.785,53	15.372,38	2,88%	0,345	65,49%
Slovenia	59.003,82	14.686,61	3.834,27	0,61%	0,134	86,58%	52.020,20	16.964,00	4.428,84	0,70%	0,000	100,00%
Slovakia	97.122,50	33.650,87	9.610,92	0,39%	0,000	100,00%	97.122,50	33.650,87	9.610,92	0,39%	0,000	100,00%
Finland	252.934,00	38.370,81	23.191,07	0,61%	0,000	100,00%	252.934,00	38.370,81	23.191,07	0,61%	0,000	100,00%
Sweden	530.356,60	15.430,42	31.454,32	0,69%	0,000	100,00%	530.356,60	15.430,42	31.454,32	0,69%	0,000	100,00%
Norway	407.754,80	31.696,94	18.928,58	0,15%	0,000	100,00%	407.754,80	31.696,94	18.928,58	0,15%	0,000	100,00%
United Kingdom	2.526.615,20	455.122,74	121.414,48	0,74%	0,000	100,00%	2.526.615,20	455.122,74	121.414,48	0,74%	0,000	100,00%
Turkey	1.036.239,00	206.370,90	49.452,00	11,39%	0,511	48,89%	1.034.159,00	207.650,60	49.758,65	11,46%	0,508	49,20%

Tabla 6. Resultados obtenidos mediante Lingo 18 de los modelos DEA propuestos, CRS (7) y VRS (8) para los diferentes países europeos en el año 2020. Fuente: Elaboración propia.

		Valores de λ para el modelo CRS																																	
Pais		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30				
1	Belgium	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0				
2	Bulgaria	0	0	0	0	0	0	0	0,021	0	0	0	0	0	0	0,265	0	0	0	0	0	0	0,090	0	0	0	0	0	0	0	0,003	0			
3	Czechia	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0				
4	Denmark	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0				
5	Germany	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0				
6	Estonia	0	0	0,004	0	0	0	0,016	0,053	0	0	0	0	0,075	0	0	0	0	0	0	0,021	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0				
7	Ireland	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0				
8	Greece	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0				
9	Spain	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,017	0,168	0	0	2,501	0	0	0,351	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,324	0			
10	France	0	0	0	3	0,093	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,642	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0,212	0			
11	Croatia	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0			
12	Italy	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0			
13	Cyprus	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0			
14	Latvia	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,295	0,013	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,017	0	0,006	0			
15	Lithuania	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0			
16	Luxembourg	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0			
17	Hungary	0	0	0	0,043	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,195	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,037	0	0,067	0	0			
18	Malta	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0			
19	Netherlands	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0		
20	Austria	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0		
21	Poland	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0		
22	Portugal	0	0	0	0	0	0	0	0,121	0	0	0	0,045	0,003	0	0,180	1,759	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0		
23	Romania	0	0	0	0,003	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,956	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,011	0	0,098	0	0			
24	Slovenia	0	0	0	0	0	0	0	0,004	0	0	0	0,018	0	0	0,114	0,029	0	0	0	0	0,009	0	0	0	0	0	0	0	0	0,005	0	0		
25	Slovakia	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0		
26	Finland	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0		
27	Sweden	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	
28	Norway	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
29	United Kingdom	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
30	Turkey	0	0	0	0	0	0	0,211	0,231	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,357	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,237	0	0

Tabla 7. Valores de la variable λ_j obtenidos con el modelo CRS para las diferentes DMUs del estudio. Fuente: Elaboración propia.

		Valores de λ para el modelo VRS																													
País		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
1	Belgium	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	Bulgaria	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	Czechia	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	Denmark	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	Germany	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
6	Estonia	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
7	Ireland	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	Greece	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
9	Spain	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,006	0	0,003	0,280	0	0	0	0	0	0	0,268	0	0	0	0	0	0	0	0,022	0	0,421
10	France	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
11	Croatia	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
12	Italy	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
13	Cyprus	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
14	Latvia	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
15	Lithuania	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
16	Luxembourg	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
17	Hungary	0	0	0	0,268	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,672	0,024	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,005	0	0,031	
18	Malta	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
19	Netherlands	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
20	Austria	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
21	Poland	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
22	Portugal	0	0	0	0	0	0	0	0,065	0	0	0	0,003	0,111	0	0,596	0,157	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,068
23	Romania	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,003	0	0,001	0,884	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,012	0	0,100	
24	Slovenia	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	
25	Slovakia	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	
26	Finland	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
27	Sweden	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
28	Norway	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
29	United Kingdom	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
30	Turkey	0	0	0	0	0	0	0,297	0,243	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,142	0	0,032	0	0	0	0	0	0	0	0,287

Tabla 8. Valores de la variable λ_j obtenidos con el modelo VRS para las diferentes DMUs del estudio. Fuente: Elaboración propia.