

IMPACTO DEL COVID-19 EN LA EFICIENCIA DE FONDOS DE INVERSIÓN SOCIALMENTE RESPONSABLES DEL REINO UNIDO

MAR ARENAS-PARRA

mariammar@uniovi.es

*Universidad de Oviedo, Departamento de Economía Cuantitativa
Facultad de Economía y Empresa, Avenida del Cristo, Oviedo, 33006*

RAQUEL QUIROGA-GARCÍA

rquiroga@uniovi.es

*Universidad de Oviedo, Departamento de Economía Cuantitativa
Facultad de Economía y Empresa, Avenida del Cristo, Oviedo, 33006*

ALONSO PÉREZ-HEVIA

UO270075@uniovi.es

Universidad de Oviedo

Recibido (21/10/2022)

Revisado (10/12/2022)

Aceptado (17/12/2022)

RESUMEN: En las últimas décadas, los inversores se han preocupado no sólo de obtener rentabilidad de sus carteras, sino también de casar ese rendimiento con valores éticos relacionados con el mantenimiento del medio ambiente, la responsabilidad social y la gobernanza. Surge así la llamada Inversión Socialmente Responsable, siendo los fondos de inversión socialmente responsables uno de sus instrumentos más importantes. En este trabajo, hemos utilizado el análisis envolvente de datos (DEA) para analizar el impacto del COVID-19 sobre la eficiencia de fondos de inversión socialmente responsables del Reino Unido. Para ello hemos dividido nuestro periodo de estudio en dos: pre-COVID y COVID. De esta forma podremos concluir si hay diferencia respecto a la eficiencia en los fondos según su nivel de sostenibilidad y el periodo analizado. Los resultados obtenidos nos permiten concluir que en el periodo pre-COVID los fondos más eficientes pertenecen al grupo de los de mejor calificación ESG. Si bien este grupo también es el que más se ha visto afectado por la pandemia. Lo contrario se concluye para el grupo de los de menor calificación ESG.

Palabras Clave: inversión socialmente responsable, fondos de inversión, eficiencia, COVID-19, DEA.

ABSTRACT: In recent decades, investors have been concerned not only with obtaining returns on their portfolios, but also with matching these returns with ethical values related to environmental protection, social responsibility and governance. Thus arises the so-called Socially Responsible Investment, being socially responsible mutual funds one of its most important instruments. In this paper, the data envelopment analysis (DEA) has been considered to analyze the impact of COVID-19 on the efficiency of UK socially responsible mutual funds. For this, we have divided our study period into two: pre-COVID and COVID. In this way we will be able to conclude whether there is a difference in the efficiency of the funds according to their level of social responsibility and the analyzed period. The results obtained allow us to conclude that in the pre-COVID period the most efficient funds belong to the group of those with the best ESG rating. Although this group is also the one that has been most affected by the pandemic. The opposite is concluded for the group of those with the lowest ESG rating.

Keywords: socially responsible investment, mutual funds, efficiency, COVID-19, DEA.

1. Introducción

En las últimas décadas, la Responsabilidad Social Empresarial (RSE) se ha convertido en un tema prioritario a nivel mundial, dada la concienciación de la sociedad sobre el gran impacto ya no solo económico, sino también social y medioambiental que tienen las actividades empresariales (Cañal et al., 2009). Para las empresas, incorporar la RSE a su gestión se ha convertido en una cuestión de oportunidad no solo social, sino también económica ya que las empresas pueden conseguir credibilidad y acumular otros activos intangibles que le van a permitir crear valor financiero y/o social.

Uno de los motores de la RSE es la Inversión Socialmente Responsable (ISR), en la que los inversores tienen en cuenta, además del clásico binomio rentabilidad-riesgo, otros valores extra-financieros ligados al respeto del medio ambiente, la cohesión social y el buen gobierno de las empresas, es decir, criterios ESG (del inglés, Environmental, Social y Governance). Se trata de “hacerlo bien y hacer el bien” (Doing Good and Doing Well) lo que, en un contexto de crisis como el actual (cambio climático, COVID-19 y conflicto bélico entre Ucrania y Rusia) conduce a que este estilo de inversión esté alcanzando cada vez más interés. La gran preocupación mundial por las consecuencias del cambio climático hace que los temas relacionados con el medioambiente dominen la atención de los inversores socialmente responsables. Sin embargo, la aparición del COVID-19 ha hecho que la mirada también se dirija hacia cuestiones sociales relacionadas con la sanidad, la educación y la seguridad laboral. Por otra parte, el actual conflicto entre Ucrania y Rusia ha disparado la preocupación de los inversores por cuestiones de gobierno corporativo.

El Acuerdo de París para frenar el cambio climático y los 17 Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) para 2030 han definido desde 2015 la hoja de ruta de la sostenibilidad y, por tanto, de la ISR. Ambos compromisos han derivado en un aumento de la presión de los inversores sobre el comportamiento de las empresas. No hay duda de que los inversores juegan un papel importante ya que pueden asignar su capital a inversiones que apoyen los ODS (Wang et al., 2020).

Uno de los principales productos de la ISR son los fondos de inversión socialmente responsables (FISR). Los FISR son instituciones de inversión colectiva que dirigen el ahorro hacia empresas u organizaciones que cumplen con los criterios ESG reflejados en el ideario del fondo. Los FISR suelen incluir entre sus activos aquellas empresas que aplican políticas de reducción de emisiones de carbono, de reducción de la pobreza, de igualdad de género, o que tienen una buena puntuación en cuestiones de gobierno corporativo, aspectos que pueden generar rentabilidad y mayores beneficios a largo plazo (Cañal y Gómez, 2020).

Nuestro objetivo en este trabajo es estudiar la eficiencia financiera de los FISR aplicando el método del análisis envolvente de datos (DEA). Esta técnica no paramétrica nos permite estudiar la eficiencia de un fondo en relación con el comportamiento de otros fondos similares, a partir de la construcción de la frontera eficiente. Vamos a trabajar con fondos que han sido calificados como socialmente responsables por Morningstar Direct, una plataforma de análisis de inversiones fundada en 1984, en función de su nivel de sostenibilidad: alto (*High*), medio (*Average*) y bajo (*Low*). Por otra parte, es conocido que los fondos de inversión están en continuo cambio, variando, las gestoras, la composición de sus carteras y, al estar en mercado al menos parte de sus activos, fluctuando el valor de sus posiciones. Es por esto por lo que es interesante comprobar si los fondos que en una etapa son considerados como eficientes siguen siéndolo ante un shock considerable. En este estudio se presenta como shock externo la pandemia del COVID-19. Con el fin de analizar la influencia que sobre este tipo de fondos ha tenido la pandemia del COVID-19 hemos dividido nuestro periodo de estudio en dos: pre-COVID y COVID. De esta forma podremos concluir si hay diferencia respecto a la eficiencia en los fondos según su nivel de sostenibilidad y el periodo analizado.

La novedad de este trabajo en relación a otros que hemos encontrado en la literatura académica es que la mayoría de los trabajos analizados aplican el modelo DEA al mismo conjunto de fondos durante el mismo periodo de tiempo cambiando los inputs y los outputs para comparar los resultados de eficiencia en función de estas variables. En este trabajo no sólo hemos cambiado los inputs, lo que da lugar a distintos modelos, sino que también hemos analizado la eficiencia de distintos conjuntos de fondos que se diferencian por su nivel de sostenibilidad. Además, realizamos el análisis en dos periodos distintos marcados por el inicio de la pandemia del COVID-19, lo que nos permitirá estudiar el efecto de la misma.

El resto del trabajo tiene la siguiente estructura. En la segunda sección se presenta el marco teórico de este trabajo. Se incluye una revisión de la literatura sobre rendimientos y eficiencia de fondos de inversión en la sección 3. A continuación, se describe la base de datos y se introduce la metodología que se ha usado en este trabajo. En la sección quinta, se analizan y discuten los resultados obtenidos. Por último, se presentan las conclusiones del trabajo.

2. Marco Teórico: La Inversión Socialmente Responsable

La inversión socialmente responsable (ISR) nace del cambio en las motivaciones de los inversores. Estos evolucionaron desde la idea tradicional de maximización de su interés personal, centrada en la generación de la mayor rentabilidad al menor riesgo posible, a incorporar en sus inversiones otros factores adicionales como sus valores personales (Muñoz Fernández, 2016).

En sus orígenes la ISR aplicaba criterios negativos de selección, es decir, evitaba invertir en industrias consideradas dañinas para el bienestar social, como las relacionadas con el tabaco, el alcohol o el armamento. No obstante, ha ido evolucionando hacia la combinación de este screening negativo con el premiar empresas con un comportamiento modélico y con buenas prácticas que busquen un beneficio social. Para ello se clasifican las empresas aplicando criterios ESG (nivel de preocupación con el medioambiente, nivel de acción en temas sociales o valoración de la gobernanza en la empresa) (Cañal y Gómez, 2020).

Aunque el concepto de ISR nace ligado a entidades religiosas de principios del siglo XX en Estados Unidos, cuando los anabaptistas y los cuáqueros evitaban invertir en las industrias de alcohol y tabaco, es a finales de los años 60 cuando surge la moderna ISR, también en Estados Unidos, como consecuencia de excluir en las decisiones de inversión a aquellas empresas cuyas actividades tenían un impacto negativo en la sociedad, en particular, y el ecosistema, en general. Sin embargo, el crecimiento de este tipo de inversión se hace notar en los 90 debido a una combinación de un marco legislativo más elaborado y la presión de los inversores. Como base del crecimiento de este tipo de inversión se fundaron muchas organizaciones mundiales, entre las que destacan La Iniciativa Financiera del Programa de las Naciones Unidas para el Medio Ambiente (UNEP FI, por sus siglas en inglés), y el Global Sustainable Investment Alliance (GSIA).

La UNEP FI fue fundada en 1992 y reúne a más de 200 instituciones financieras de más de 50 países. En su composición predominan las instituciones europeas (40% en 2016), en segundo lugar, se encuentran las asiáticas (24%) y cierra el pódium las empresas norteamericanas (16%). En los últimos años ha ido creciendo el número de instituciones situadas en África y en Latinoamérica. Su objetivo es crear una red de mejores prácticas y de conocimiento sobre la ISR, haciendo notar a los encargados de formular políticas públicas, reguladores y supervisores la importancia del sector financiero en la contribución al desarrollo sostenible. Esta institución mediante el programa “Investment Leadership Programme” reúne a pequeños grupos de inversores responsables líderes para trabajar en iniciativas que se consideran como las mejores prácticas.

Por su parte, GSIA, es una institución que promueve la práctica de la ISR en todo el mundo a través de sus miembros regionales afiliados. Entre sus miembros destacan el Foro para la Inversión Sostenible y Responsable (US SIF), el Foro Europeo de Inversión Sostenible (Eurosif), la Asociación de Inversión Responsable de Australasia (RIAA), la Asociación de Inversión y Finanzas Sostenibles del Reino Unido (UKSIF), la Asociación de Inversión Responsable de Canadá (RIA) y la Asociación Holandesa de Inversores para el Desarrollo Sostenible (VBDO).

Además, GSIA es una de las principales fuentes de datos estadísticos acerca del mercado de la ISR. En su último informe de 2020 estimó que el mercado global para la ISR se valora en torno a 35300 millones de dólares, entre los cinco principales mercados de este tipo de inversión. Esto es un 15.05% más que en 2018, lo que muestra el importante crecimiento de la ISR en los últimos años. El volumen general de inversión bajo gestión es de 98416 millones de dólares, por lo que la inversión socialmente responsable representa un 35.9% de la inversión total bajo gestión (GSI-Alliance, 2021). Los cinco mercados principales clasificados por volumen de activos son EE. UU., Europa, Japón, Canadá y Australasia. El mercado americano representa el 48.39% del mercado de ISR en 2020, con 17081 millones de activo, convirtiéndose

en el principal mercado de ISR, estatus que en los últimos años había ostentado Europa. En 2020, Europa representaba el 34.04% del mercado ISR, a pesar de haber sufrido una caída del volumen de activos de inversión responsable del 14.63%. Por lo que se intuye una migración de activos hacia el mercado norteamericano. El top tres lo cierra Japón con el 8.14% del total de activos de ISR, seguido por Canadá y Australasia (Australia y Asia), que representan un 6.86% y un 2.57% del mercado ISR, respectivamente (ver Figura 1).

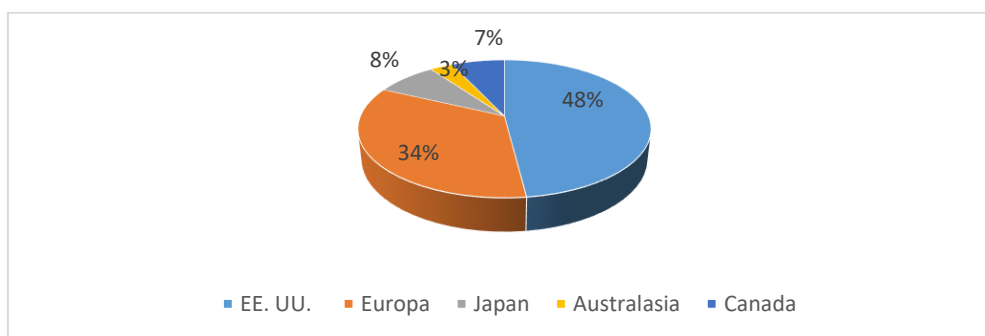


Figura 1. Proporción de activos de inversión sostenible por región, 2020. Fuente: elaboración propia a partir del Informe GSIA 2020 (GSI-Alliance (2021)).

La evolución de la ISR ha sido y es muy variada dentro del continente europeo, debido a los diferentes valores y a las diferentes legislaciones presentes en cada país (Cowton, 1992). En los países nórdicos y sajones predominan los valores medioambientales y la ecología. En Reino Unido, aunque inicialmente el énfasis recaía en las preocupaciones sociales propias de la sociedad victoriana sobre condiciones laborales justas y, en consecuencia, en el desarrollo local y el empleo, posteriormente, han adquirido mayor importancia los criterios medioambientales. En los países mediterráneos, debido en gran parte al tradicional peso de la Iglesia, destacan la solidaridad, la acción y la inclusión social de los colectivos marginales. En los países que se encuentran entre ambas regiones, como Francia o Bélgica las preocupaciones son mixtas, además de una tradicional preocupación por los derechos laborales debido al gran peso de los sindicatos en esta área. Es esta gran diversidad de preocupaciones lo que provoca la ya comentada dificultad a la hora de comparar este tipo de inversión entre diferentes áreas.

En este trabajo nos centraremos en el Reino Unido, una de las primeras áreas donde se ha desarrollado la ISR. Actualmente algunos hechos y compromisos que plasman la implicación de esta región con la ISR son, entre otros (GSI-Alliance, 2021):

- El Reino Unido es la primera economía principal en legislar un corte de la emisión neta de gases efecto invernadero a 0 para el año 2050, además de marcar un objetivo de reducción de los niveles de las emisiones de 1990 en un 78% para el año 2035.

- Destaca también su liderazgo en la divulgación del cambio climático, como primer país del G20 en hacer divulgaciones alineadas con las recomendaciones TCFD (siglas del Task Force on Climate-related Financial Disclosures, grupo de trabajo que se creó en 2015 para fomentar que las empresas informen a sus inversores sobre lo que están haciendo para mitigar los riesgos relacionados con el cambio climático).

- Han introducido cambios en el panorama de las pensiones incluyendo medidas en la reciente Ley de Planes de Pensiones¹ que impone la obligación de transparencia informativa respecto de la valoración de la responsabilidad social de las empresas participadas por los fondos de pensiones.

- También destaca el compromiso de Reino Unido en el desarrollo de la Taxonomía verde que tiene como objetivo apoyar a los inversores, consumidores y empresas para tomar decisiones financieras verdes y prevenir el *greenwashing*.

Por otra parte, más allá de las medidas en el marco legislativo, la demanda de productos y fondos de inversión sostenibles y responsables por parte de los ahorradores minoristas y otros clientes está aumentando constantemente en el Reino Unido, y la industria ha estado tomando medidas para ayudar a satisfacer esta demanda. Por ejemplo, en sus últimas cifras disponibles de abril de 2021, las cifras de fondos

¹ Pension Schemes Act 2021. Disponible en [Pension Schemes Act 2021 | The Pensions Regulator](https://www.thepensionsregulator.gov.uk/pension-schemes-act-2021) consultada el 9 de marzo de 2023.

mensuales de Investment Association mostraron que los fondos de inversión responsable recibieron una entrada minorista neta de 1600 millones de libras esterlinas, con fondos de inversión responsables bajo gestión de 72000 millones de libras esterlinas.

Es posible definir distintos tipos de ISR: según el intermediario financiero (banca convencional, banca ética y las ONGs), en función del beneficiario (proyectos de cooperación en el tercer mundo, de reinserción social en el primer mundo, y aquellos que invierten en empresas y organizaciones socialmente responsables aplicando un filtro de selección que va más allá de los criterios estrictamente financieros), o en función del producto (es posible invertir en una gran variedad de productos que se pueden agrupar en dos categorías, la Inversión Social Directa y la Inversión Social Delegada) (Haigh y Hazelton, 2004).

La Inversión Social Directa, también conocida como Inversión en la Comunidad (community investing) o “inversión basada en las causas” (cause-related investment) consiste en apoyar una determinada causa o actividad a través de las inversiones, buscando una rentabilidad financiera, pero sobre todo una rentabilidad social. La preocupación por la ayuda al desarrollo y a aquellos individuos, comunidades y empresas que no tienen acceso a capital, crédito y productos financieros en el mercado tradicional, ha llevado a la financiación de pequeños proyectos y microempresas (microcrédito) que, bien por las escasas garantías que ofrecían o por el coste de gestión que supone trabajar con ellas, no han interesado a las entidades financieras convencionales.

Por otro lado, está la Inversión Social Delegada. Se trata de un conjunto de instrumentos que canalizan los flujos financieros a través de los mercados convencionales participando en el capital social de aquellas empresas que han optado por tener un comportamiento que contribuye al desarrollo sostenible de la sociedad y del entorno. Este tipo de inversión está representada en su mayor parte por fondos de inversión socialmente responsable que incluyen o excluyen valores de las carteras de inversión basándose en criterios éticos, sociales y/o medioambientales (ethical screening).

Hasta el año 2021 resultaba bastante difícil identificar los FISR, principal vehículo de la ISR, ya que no existían unos criterios mínimos a nivel mundial para que un fondo pudiera ser catalogado como sostenible. Con la entrada en vigor el 10 de marzo de 2021 del Reglamento de Divulgación de Finanzas Sostenibles (SFDR, Sustainable Finance Disclosure Regulation), que se engloba dentro del Plan de acción de la UE sobre finanzas sostenibles, se promueve una clasificación de los productos financieros en función de su grado de compromiso con la ISR. De esta forma se clasifican los fondos en categorías en base a tres artículos: los que tienen un objetivo de inversión sostenible (artículo 9), los que promueven objetivos medioambientales o sociales (artículo 8) y los no sostenibles (artículo 6) (ver Figura 2).

Artículo 6	Artículo 8	Artículo 9
<ul style="list-style-type: none"> Fondos que no integran ninguna forma de sostenibilidad en el proceso de inversión 	<ul style="list-style-type: none"> Fondos que promueven características medioambientales o sociales, o una combinación de ambas. 	<ul style="list-style-type: none"> Fondos que tienen el objetivo de inversión sostenible.

Figura 2. Clasificación de los fondos según el SFDR.

3. Revisión de la literatura

El estudio de los FISR ha suscitado un importante interés en la literatura académica. En este apartado nos fijaremos en los dos aspectos que tienen más relación con este trabajo. Por un lado, aquellos estudios que se han centrado en el análisis de los rendimientos de los fondos con el fin de establecer si incluir criterios ESG sacrifica rentabilidad del fondo y, por otro lado, revisar trabajos en los que se ha aplicado la metodología DEA para el análisis de la eficiencia de los fondos.

3.1. El rendimiento de los FISR

Las dos ramas principales de la literatura científica sobre el rendimiento de los fondos de inversión socialmente responsable son la relación entre las políticas de sostenibilidad corporativa y los dividendos obtenidos, y la comparación del rendimiento entre estrategias de inversión sostenible y tradicionales.

La primera se centra en el análisis de la relación entre las políticas de sostenibilidad corporativa y los dividendos económicos conseguidos por las empresas que las adoptaron. Estos estudios están basados en el debate que existe entre la teoría tradicional del valor del accionista, la cual defiende que la mejor contribución para la sociedad es que la empresa maximice beneficios (Levitt, 1998) y la literatura científica reciente, centrada en el valor de las partes interesadas (Freeman, 1983).

En cuanto a este debate no hay un consenso debido a que es muy complicado comparar ambos rendimientos, ya que la mayoría de los trabajos se apoyan en modelos de valoración de activos no homogéneos, que utilizan diferentes factores y estilos de inversión (Ballesteros et al., 2015; Chen y Scholtens, 2018). Para esquivar estas limitaciones, Ielasi y Rossolini (2019) utilizan modelos y factores tradicionales de valoración de activos, aplicándolos a diferentes categorías de fondos sostenibles para identificar sus peculiaridades. Estos autores encuentran diferencias en términos de riesgo, rentabilidad y estilo de inversión entre fondos temáticos sostenibles y otros fondos que aplican estrategias socialmente responsables o fondos temáticos que se enfocan en un tema específico, pero no en inversión responsable.

Cuando se estudian asuntos relacionados con las preocupaciones sobre los criterios ESG y la sostenibilidad, los factores usados suelen ser cualitativos por lo que los estudios que se encargan de su medición suelen diferir. No obstante, estudios como el de Renders et al. (2010) sugieren que existe una relación positiva entre la rentabilidad y la atención de las empresas a los criterios ESG. Brogi y Lagasio (2019) estudian esta relación en el sector bancario, en el que también encuentran esta relación positiva entre rentabilidad y sostenibilidad. Friede et al. (2015) proporcionan una revisión exhaustiva y sistematizada, recopilando y clasificando más de 2200 estudios empíricos realizados desde la década de 1970, para identificar la correlación entre la atención de las empresas a los criterios ESG y su rendimiento financiero. Aunque en la mayoría de los casos encuentran una relación no negativa, en muchos de ellos ésta no es estadísticamente significativa.

Otros trabajos comparan el rendimiento de las estrategias de inversión sostenible con las estrategias tradicionales, para encontrar diferencias o variaciones entre las dos, lo que es conocido como el sacrificio ético. En concreto, se encargan de identificar desviaciones positivas en el rendimiento de las estrategias de inversión sostenible respecto de las tradicionales. Para ello la empresa gestora del fondo tiene un papel crucial (Abate et al., 2021), ya que depende en gran parte de su habilidad para cumplir con criterios ESG, así como para invertir en activos y mantener su eficiencia operativa, pues esto podría traducirse en unos mayores costes para la gestora, que en última instancia recalarían en los inversores. Respecto a este sacrificio ético vemos que Fernández-Izquierdo y Matallin-Saez (2008) encuentran que en el mercado español la diferencia de rentabilidad no es significativa entre fondos sostenibles y no sostenibles. A la misma conclusión llega Statman (2000) en el mercado estadounidense.

Existen numerosos trabajos que hacen una revisión de los artículos que analizan el rendimiento de los FISR comparándolos con otros índices de mercado o con fondos convencionales, pero ninguno de ellos puede concluir inequívocamente que se produzca un sacrificio ético por perseguir objetivos sostenibles (ver, por ejemplo, Renneboog et al., 2008; Kim, 2019; AitElMekki, 2020).

3.2. Análisis de la eficiencia de fondos de inversión con DEA

En los últimos años ha aparecido una gran cantidad de trabajos científicos en los que se aplica la metodología DEA para el estudio del rendimiento y la eficiencia de los fondos de inversión. En la Figura 3 se ilustra el número de trabajos publicados que consideran DEA para evaluar la eficiencia de fondos de inversión obtenidos en la base bibliográfica Scopus. El primero de estos trabajos es el de Murthi et al. (1997) publicado en la revista *European Journal of Operational Research* en el que los autores muestran los beneficios de aplicar DEA frente a otros índices clásicos de rendimiento como son la alfa de Jensen o la ratio de Sharpe. Desde entonces se han publicado numerosos trabajos en los que se ha aplicado DEA en el

campo de las finanzas (ver, por ejemplo, Basso and Funari, 2016, Premachandra et al., 2016 y Solórzano-Torga et al., 2018, para una revisión exhaustiva de la literatura académica).

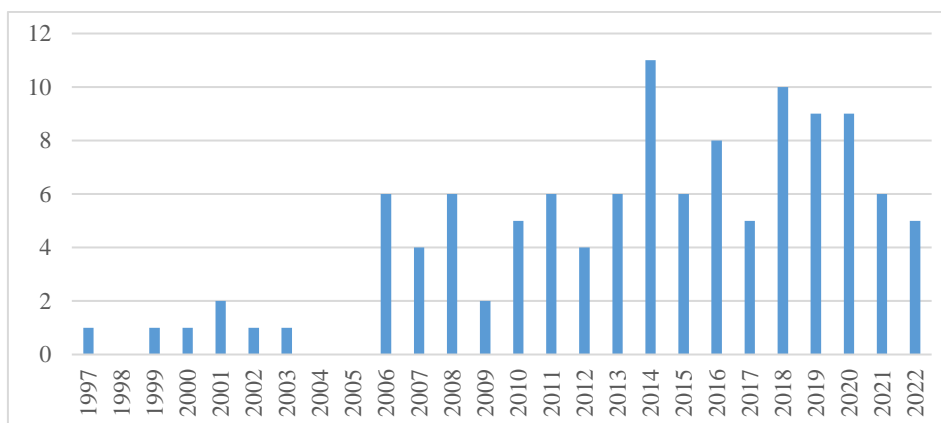


Figura 3. Número de trabajos publicados sobre aplicación de DEA para evaluar fondos de inversión por año de publicación. Fuente: Scopus (1/10/2022), búsqueda TITLE-ABS-KEY (("DEA" AND "mutual fund*") OR ("data envelopment analysis" AND " mutual fund*")).

En la Tabla 1 se recogen algunos de estos trabajos, señalando las variables (inputs/outputs) que se han utilizado en cada uno de ellos. Como podemos observar en la mayoría de los trabajos seleccionados se considera como output la rentabilidad media del fondo, por ejemplo, en Chu et al. (2010), Brieç y Kerstens (2009) y Wilkens y Zhu (2001). Además, en Wilkens y Zhu (2001), Matallín et al. (2014) y en Joro y Na (2006), también se introduce como output la asimetría.

Respecto a los inputs existe una mayor diversidad de variables, pero destaca que en todos los trabajos hay por lo menos una medida de riesgo, siendo la más usada la desviación estándar, como se observa en Daraio y Simar (2006), Joro y Na (2006), Haslem y Acheraga (2003), Galagedera y Silvapulle (2002), Wilkens y Zhu (2001), Basso y Funari (2001), Tarim y Karan (2001), Morey y Morey (1999), McMullen y Strong (1998), Premachandra et al. (1998) y Murthi et al. (1997). También se han usado otras medidas de riesgo como vemos en Pérez-Gladish et al. (2013) y en Bilbao et al. (2021) que usan el CVaR.

Tabla 1: Revisión de trabajos en los que se aplica DEA para el estudio de la eficiencia de fondos de inversión. Fuente: elaboración propia.

AUTORES	MODELO DEA	INPUTS	OUTPUTS
Abate et al. (2021)	DEA-CRS output orientado	Desviación estándar, desviación por debajo de la media, curtosis.	Factor de rendimiento acumulativo libre de cargas iniciales.
Allevi et al. (2019)	Varios modelos DEA con distintos conjuntos de variables	Coefficiente β , Pago inicial invertido, Riesgo asociado a las pérdidas, Indicadores de ahorro ambiental.	Valor final, Indicadores de ahorro ambiental, Indicador verde.
Ayadi et al. (2015)	DEA-VRS input orientado	Tamaño del fondo, desviación estándar, VaR, curtosis, gastos de gestión proporción, coste de suscripción.	Rentabilidad, asimetría.
Babalos et al. (2015)	DEA combinado con un modelo de decisión multicriterio.	Relación de gastos brutos, Ratio de rotación, activos, Desviación estándar anualizada.	Desviación de la rentabilidad respecto de la media.
Basso y Funari (2001)	DEA-CRS	Coefficiente β , momentos parciales inferiores, cargas.	Rendimiento medio.
Basso y Funari (2008)	DEA-CRS, con un output fijado exógenamente	Inversión inicial, desviación estándar,	Valor final de la inversión, nivel ético.

AUTORES	MODELO DEA	INPUTS	OUTPUTS
		coste de suscripción, coste de reembolso.	
Bilbao-Terol et al. (2021)	DEA consistente con la diversificación	CVaRs.	Ratio esperado de retorno, puntuaciones ESG.
Briec y Kerstens (2009)	DEA con restricción cúbica.	Varianza.	Rendimiento medio y asimetría.
Chu et al. (2010)	Modelo de Rango Direccional (DEA permitiendo valores negativos).	Riesgo asociado a pérdidas, ratio de gasto.	Rendimiento mensual medio, momentos parciales superiores.
Daraio y Simar (2006)	DEA-VRS	Desviación estándar, ratio de gasto, rotación, tamaño del fondo.	Rentabilidad.
Galagedera y Silvapulle (2002)	DEA-VRS	Inversión inicial mínima, desviación estándar de 1, 2, 3 y 5 años, gastos de explotación.	Rendimiento Bruto a 1, 2, 3 y 5 años.
Galagedera (2019)	Modelo DEA en dos etapas	1) Facturación, comisión de gestión, tamaño del fondo, 2) valor liquidativo, riesgo total, riesgo asociado a pérdidas, riesgo sistemático.	1) Valor liquidativo, pago total de beneficios, puntuación ESG, 2) rentabilidad total.
do Castelo Gouveia et al. (2018)	DEA	Proporción de rendimientos mensuales negativos en el año, ratio de gasto, Desviación estándar, coeficiente β .	Rendimiento bruto.
Haslem y Acheraga (2003)	DEA-CRS	Porcentaje de dinero líquido, relación precio/beneficio, Ratio precio en libros (indica cuánto están los inversores dispuestos a pagar por los activos de una empresa en relación a su valor en los libros contables), total de activos.	Ratio de Sharpe.
Joro y Na (2006)	Modelo no lineal tipo DEA	Varianza.	Exceso de retorno medio sobre el retorno libre de riesgo, asimetría.
Lozano y Gutiérrez (2008)	DEA-VRS output orientado	Desviación estándar.	Rentabilidad.
Matallín et al. (2014)	DEA FDH (Free Disposal Hull) y fronteras parciales	Desviación estándar, curtosis, ratio de gasto, coeficiente β .	Rentabilidad, asimetría.
McMullen y Strong (1998)	DEA-CRS con restricciones en los pesos	Desviación estándar, ratio de gasto, cargas, inversión mínima.	Rendimiento medio.
Morey y Morey (1999)	DEA con restricciones cuadráticas	Varianza.	Rendimiento medio.
Murthi et Al. (1997)	DEA-CRS	Desviación estándar, ratio de gasto, rotación, cargas.	Rendimiento medio.
Pérez-Gladish et al. (2013)	DEA-VRS Output orientado	VaR, índice de rotación, ratio de gasto, cargas	Rendimiento, índice de responsabilidad social y ambiental, calidad de la gestión de inversiones socialmente responsable.

AUTORES	MODELO DEA	INPUTS	OUTPUTS
		diferidas, cargas frontales.	
Premachandra et al. (1998)	DEA estocástico	Cantidad total invertida en vehículos de riesgo, cantidad total invertida libre de riesgo.	Exceso de rentabilidad.
Rubio et al. (2012)	DEA-VRS, modelo no radial input orientado	Máximo número de meses que el fondo j ha estado por encima del ratio objetivo mínimo, menor momento parcial 0, menor momento parcial 4.	Máxima disminución, momentos parciales mayores 0, momentos parciales mayores 4.
Shahrour (2022)	DEA-VRS output orientado	Desviación estandar, coeficiente β , VaR, CVaR, valor liquidativo, ratio de gastos.	Factor de capitalización, puntuaciones ESG y rating ESG.
Tarim y Karan (2001)	DEA-CRS con restricción en los pesos	Desviación estándar, ratio de gasto, cargas.	Rendimiento medio.
Tsolas (2011)	Función de Distancia Proporcional en DEA, 2-Modelo Tobit	Ratio de gasto total, ratio del precio/dinero líquido de la cartera, Ratio precio/valor contable de la cartera.	Ratio de Sharpe, alfa de Jensen.
Wilkens y Zhu (2001)	DEA- VRS	Desviación estándar, Proporción de negativos.	Rendimiento medio, Asimetría, rendimiento Mínimo.
Zhao et al. (2011)	DEA con restricción cuadrática	Desviación estándar, varianza.	Rendimiento total.

4. Datos y Metodología

4.1. Datos

Los mercados financieros siempre se han visto afectados por los grandes acontecimientos que se han producido en el mundo. En este trabajo vamos a analizar cómo ha afectado la pandemia del COVID-19 a los fondos de inversión, teniendo en cuenta su nivel de sostenibilidad. Como ya hemos comentado no es fácil saber si un fondo es realmente socialmente responsable. No obstante, existen distintas agencias y plataformas de rating de sostenibilidad que, a pesar de las limitaciones de sus modelos de medición, nos ayudan a identificar si un fondo incluye criterios ESG en su gestión, entre ellas destacan Morningstar Direct, KLD/MSCI Stats, Sustainalytics, Vigeo Eiris/Moody's, RobecoSAM/S&P Global y Asset4/Refinitiv. En este trabajo hemos obtenido los datos financieros y de sostenibilidad de la plataforma Morningstar Direct (ver Figura 4) para fondos domiciliados en el Reino Unido. Hemos considerado tres grupos de fondos diferenciados por su nivel de sostenibilidad según el rating de sostenibilidad de la agencia Morningstar Direct².

El *Ratio de Sostenibilidad* de Morningstar, creado en 2016 y mejorado en 2019, es una medida de lo bien que las empresas incluidas en un fondo están manejando sus riesgos y oportunidades de ESG en comparación con fondos similares. Para su construcción se utilizan datos de ESG de Sustainalytics (Morningstar, 2021). Este rating proporciona a los inversores una forma de evaluar cualquier cartera sobre el riesgo ESG. Los inversores pueden utilizarlo para evaluar cuánto riesgo ESG hay en los fondos y para

² Ver <https://www.morningstar.es/es/news/148089/el-rating-de-sostenibilidad-de-morningstar.aspx> y <https://www.morningstar.es/es/news/197281/el-nuevo-rating-de-sostenibilidad-y-el-riesgo-material-esg.aspx>

identificar fondos con niveles más bajos de riesgo ESG. Según esta ratio, los fondos se dividen en cinco grupos, calificados de nivel de sostenibilidad alto (menor riesgo ESG) a bajo (mayor riesgo ESG) recibiendo cada fondo una valoración en globos. Los fondos que se encuentra en el primer decil reciben 1 globo, del percentil 11 al 32.5 se les califica con 2 globos, del 32.5 al 57.5 reciben 3 globos, del 57.5 al 90 reciben 4 globos y del 90 al 100 reciben la puntuación máxima de 5 globos (ver Figura 5).

Search Criteria: Open End Funds

Rel	(Field	Operator	Value)
And		Domicile	=	United Kingdom	
And		Global Broad Category Group	=	Equity	
And		Morningstar Sustainability Rating™	=	High	
And		Global Category	=	UK Equity Large Cap	

Figura 4. Resumen de los criterios de búsqueda de los fondos *High* en Morningstar Direct.

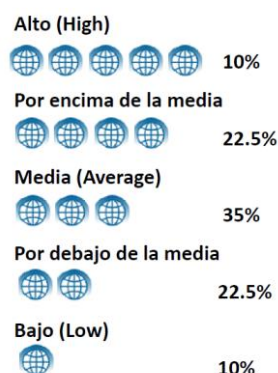


Figura 5. Rating de sostenibilidad de Morningstar. Elaboración propia a partir de Morningstar Direct.

En este trabajo, hemos considerado fondos con un globo, con un nivel de sostenibilidad bajo, que hemos denotado por fondos L (*Low*), los de tres globos, con un nivel de sostenibilidad medio, fondos A (*Average*), y los de cinco globos, con un nivel de sostenibilidad alto, fondos H (*High*). Hemos obtenido rentabilidades semanales y comisiones de gestión de cada uno de los grupos desde el 31/12/2017 hasta el 12/03/2022. Para poder analizar la influencia del COVID-19 en la eficiencia de los fondos, y sin que se vean afectados por la reciente crisis energética, hemos dividido la muestra en dos sub-muestras: la primera entre el 31-12-2017 y el 28-12-2019 (104 observaciones) y la segunda del 29-12-2019 al 12-03-2022 (115 observaciones).

El número total de fondos de nuestra base de datos inicial fue de 784 de los cuales 132 correspondían al grupo *High*, 505 al *Average* y 147 al *Low*. Sin embargo, no todos tenían datos disponibles sobre el valor de sus comisiones de gestión, ni tenían registradas todas las rentabilidades semanales en el periodo estudiado, por lo que eliminando los fondos sin información completa nos hemos quedamos con 85 fondos en el grupo *High* (47 eliminados), 335 en el grupo *Average* (170 eliminados) y 96 en el grupo *Low* (51 eliminados), por lo que nuestra muestra cuenta con un total de 516 fondos.

En las Figuras 6 y 7 hemos representado la evolución de la rentabilidad media del conjunto *Global* formado por todos los fondos de nuestra base de datos y del conjunto de los fondos *High*. Los gráficos correspondientes al resto de los grupos se recogen en las Figuras A1 (*Average*) y A2 (*Low*) del Anexo.

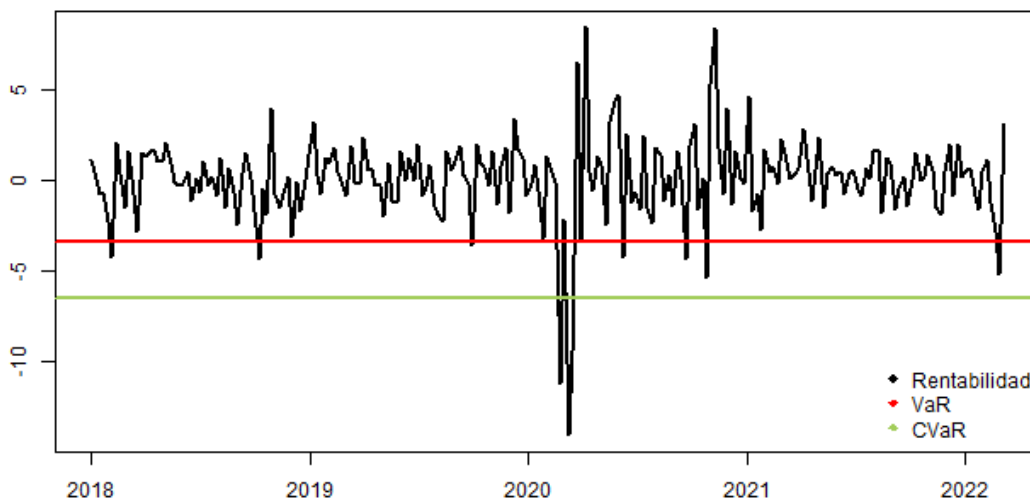


Figura 6. Evolución de la Rentabilidad *Global*. Fuente: elaboración propia a partir de datos de Morningstar Direct.

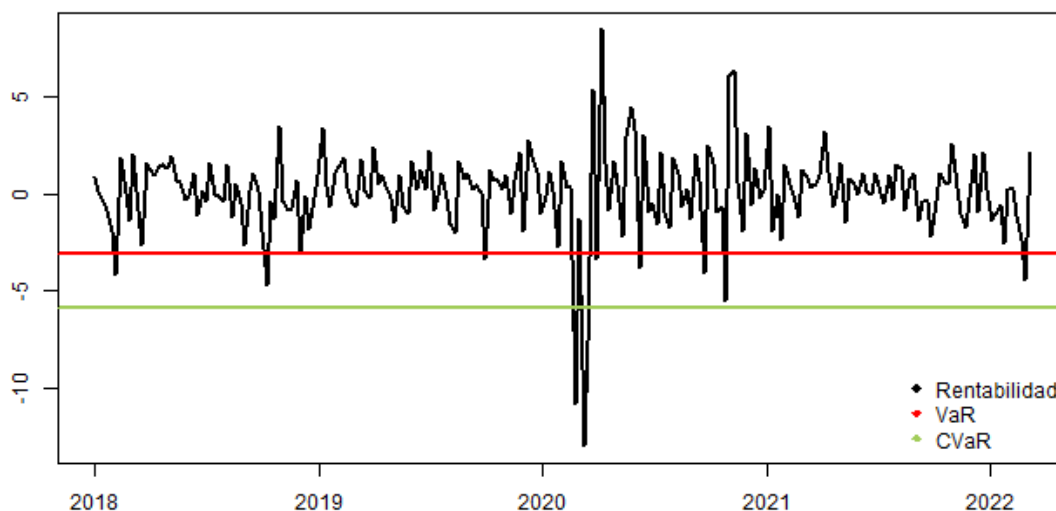


Figura 7. Evolución de la Rentabilidad del grupo *High*. Fuente: elaboración propia a partir de datos de Morningstar Direct.

En todos los gráficos se observa claramente el fuerte impacto que supuso el comienzo de la pandemia, con una fuerte bajada de las rentabilidades a finales de febrero de 2020. Empieza con una fuerte caída de alrededor del 15% en todos los grupos, siendo más acentuada en los fondos *Low* como se puede apreciar en las Figuras A1 y A2 del Anexo con una caída que supera el 15%, y más moderada en el grupo *High*, como se puede ver en la Figura 7. Seguidamente, vemos un gran rebote en torno al 8%, que también fue más pronunciado en los fondos *Low*. En todos los gráficos se observa una mayor volatilidad en el segundo periodo de nuestro estudio.

La Tabla 2 recoge los estadísticos de las variables que vamos a utilizar en este trabajo. Si comparamos la rentabilidad esperada de los tres grupos de fondos podemos observar que en el periodo 1 la media de las rentabilidades esperadas es superior en los fondos con un nivel alto de sostenibilidad, siendo en este periodo los fondos *Low* los menos rentables. En el caso del CVaR los menos arriesgados son los fondos *Average* seguidos de los fondos *High*. Por tanto, podemos decir que antes del COVID-19 los *Low* presentan un mal comportamiento tanto en rentabilidad como en riesgo. Como podemos comprobar este patrón no se mantiene en el periodo de pandemia, ya que en este caso la rentabilidad (CVaR) de los *High* es menor (mayor) que la de los *Low*. Si comparamos los resultados del periodo 1 con el periodo 2 para los fondos de cada grupo vemos que la rentabilidad de los *Low* aumenta un 26.79% mientras que en el caso de los *Average* y los *High* disminuye un 60% y un 95.33%, respectivamente. Estos resultados parecen indicar que la pandemia ha afectado más a los fondos con un mayor nivel de sostenibilidad. Si nos fijamos en la muestra

global podemos observar que la rentabilidad disminuye un 59.52% y el riesgo aumenta en un 134.5% en el periodo de pandemia.

Tabla 2. Resumen de estadísticos de las rentabilidades de los fondos

	E[R_i]	Asimetría	CVaR 95	Curtosis	%Neg.	Comisiones	
	Low - 96 Fondos						
	Media	0.056	-0.157	3.803	3.384	0.473	0.864
	Desv. Típica	0.071	0.364	0.479	0.343	0.037	0.397
	Mínimo	-0.069	-0.800	2.933	2.789	0.413	0.000
	Máximo	0.173	0.437	4.731	4.249	0.558	1.800
	Average - 335 Fondos						
Periodo 1	Media	0.075	-0.327	3.557	3.424	0.455	0.706
	Desv. Típica	0.074	0.275	0.330	0.508	0.038	0.483
	Mínimo	-0.389	-0.827	2.477	2.656	0.385	0.000
	Máximo	0.158	0.517	4.657	5.979	0.587	2.000
	High - 85 Fondos						
	Media	0.150	-0.517	3.574	3.750	0.455	0.878
	Desv. Típica	0.066	0.277	0.350	0.644	0.037	0.423
	Mínimo	-0.007	-1.022	2.848	2.943	0.394	0.000
	Máximo	0.259	0.177	4.372	5.723	0.577	1.550
	Low - 96 Fondos						
	Media	0.071	-0.831	9.558	8.424	0.454	0.864
	Desv. Típica	0.066	0.505	1.125	1.465	0.020	0.397
	Mínimo	-0.021	-2.113	7.729	6.156	0.409	0.000
	Máximo	0.229	0.019	11.507	13.201	0.487	1.800
	Average - 335 Fondos						
Periodo 2	Media	0.030	-1.233	8.270	9.175	0.451	0.706
	Desv. Típica	0.047	0.367	0.688	1.935	0.028	0.483
	Mínimo	-0.099	-2.493	6.716	6.666	0.383	0.000
	Máximo	0.203	-0.364	10.496	17.199	0.548	2.000
	High - 85 Fondos						
	Media	0.007	-1.117	7.942	8.991	0.459	0.878
	Desv. Típica	0.062	0.288	1.267	1.211	0.029	0.423
	Mínimo	-0.141	-1.627	6.071	7.136	0.357	0.000
	Máximo	0.127	-0.586	11.429	11.795	0.522	1.550
	Global - 516 Fondos						
Periodo 1	Media	0.084	-0.327	3.606	3.470	0.458	0.763
	Desv. Típica	0.078	0.313	0.378	0.523	0.038	0.465
	Mínimo	-0.389	-1.022	2.477	2.656	0.385	0.000
	Máximo	0.259	0.517	4.731	5.979	0.587	2.000
	Global - 516 Fondos						
Periodo 2	Media	0.034	-1.139	8.456	9.005	0.453	0.763
	Desv. Típica	0.057	0.415	1.048	1.775	0.027	0.465
	Mínimo	-0.141	-2.493	6.071	6.156	0.357	0.000
	Máximo	0.229	0.019	11.507	17.199	0.548	2.000

La aplicación del test Jarque-Bera a las series de rentabilidades esperadas nos permite concluir que las series correspondientes a los fondos *Low* y *High* en el periodo 1 siguen una distribución normal (nivel crítico $0.11 > 0.05$ y $0.36 > 0.05$, respectivamente). No podemos decir, lo mismo en el caso de los fondos *Average* y *Global* en el periodo 1 y para todos los tipos de fondos en el periodo 2, ya que obtenemos un nivel crítico de 0.00 en todas estas series.

4.2. Metodología

Para el análisis de la eficiencia de los fondos de inversión de nuestra base de datos vamos a utilizar el método de análisis envolvente de datos (DEA), una medida no paramétrica y determinista de eficiencia técnica desarrollada por Charnes, Cooper y Rhodes en 1978 (Charnes et al., 1978). Desde entonces la investigación en DEA ha sido muy extensa tanto desde el punto de vista teórico como práctico (ver Cooper et al., 2007; Cooper et al., 2011).

Siguiendo a Ayadi et al. (2015) usaremos el modelo radial DEA-BBC (Banker et al., 1984), que incluye rendimientos variables a escala. Según estos autores los modelos a escala constantes no resultan adecuados ya que se puede suponer que las economías de escala pueden cambiar a medida que aumenta el tamaño del fondo. Con respecto a la orientación hemos utilizado tanto el modelo output orientado como el input orientado dependiendo de la naturaleza de los inputs y outputs incluidos en el modelo³. Si alguno de los outputs toma valores negativos es necesario utilizar el modelo con orientación input ya que este es invariante ante traslaciones en los outputs (Pastor, 1996, Pastor y Ruiz, 2007). En este sentido no existe en la literatura una postura clara con respecto a qué orientación se adapta mejor al estudio de la eficiencia de fondos de inversión. Autores como Ayadi et al. (2015) consideran que los gestores de fondos tienen más control sobre los inputs que sobre los outputs por lo que utilizan un modelo input orientado. Sin embargo, otros autores como Basso and Funari (2016) o Shahrour (2022) afirman que es más apropiada la orientación output ya que los inversores buscan maximizar sus outputs (por ejemplo, la rentabilidad esperada) sin que aumente el valor de los inputs.

Suponiendo que tenemos m inputs, s outputs, y n fondos, la BBC-eficiencia técnica input orientada para cada fondo se obtiene resolviendo el siguiente problema de programación lineal (Banker et al., 1984):

$$\begin{aligned}
 \text{Min} \quad & z_0 - \varepsilon \left(\sum_{i=1}^m S_i^- + \sum_{r=1}^s S_r^+ \right) \\
 \text{sujeto a} \quad & \sum_{j=1}^n x_{ij} \lambda_j + S_i^- = z_0 x_{i0}, \quad i = 1, 2, \dots, m \\
 & \sum_{j=1}^n y_{rj} \lambda_j - S_r^+ = y_{r0}, \quad r = 1, 2, \dots, s \\
 & \sum_{j=1}^n \lambda_j = 1, \quad \lambda_j \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, n \\
 & S_i^- \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, m, \\
 & S_r^+ \geq 0, \quad r = 1, 2, \dots, s
 \end{aligned} \tag{1}$$

donde y_{rj} es el output r del fondo j , x_{ij} es el input i del fondo j , S_i^- y S_r^+ son las correspondientes variables de holgura, z_0 representa la eficiencia del fondo que se está evaluando, λ_j variables duales y ε un número positivo suficientemente pequeño (elemento no-Arquimediano). La eficiencia de cada fondo z_0 no puede ser negativa al ser todas las variables positivas, y su valor máximo es 1. Si $z_0 = 1$ el fondo es eficiente. En otro caso, el fondo no es eficiente, lo que implica que hay al menos un fondo de la misma muestra que está utilizando una mejor combinación input-output.

La Tabla 3 recoge una descripción de nuestras variables (inputs/outputs). Para la elección de estas variables nos hemos apoyado en trabajos anteriores (ver sección 3 de revisión de la literatura). Así, hemos seleccionado como inputs tres medidas de riesgo y las comisiones de gestión, una variable que puede ser determinante a la hora de decidir si invertir o no en fondos con criterios ESG.

³ Utilizaremos el software MaxDEA para resolver los modelos DEA.

Tabla 3. Resumen de variables (inputs/outputs)

Variable	Descripción	Referencias
Factor de capitalización medio, $1 + E[R_j]$ (output)	Indica el valor final que se obtiene al invertir 1 unidad monetaria durante 1 periodo de tiempo. Se define a partir de la rentabilidad esperada. La ventaja de este factor es que toma valores positivos.	Basso y Funari (2008), Ayadi (2015), Shahrour (2021)
Medida ESG (output)	Medida del nivel de sostenibilidad. En este artículo se considera el rating de sostenibilidad de Morningstar Direct. Se valorará con 3 puntos a los fondos del grupo <i>High</i> , 2 al grupo <i>Average</i> y 1 al grupo <i>Low</i> .	Pérez-Gladish et al (2013), Basso and Funari (2008), Bilbao et al. (2021), Shahrour (2022)
Asimetría (output)	Indica el grado de simetría respecto de la media de las rentabilidades semanales. Es positiva si la mayoría de los valores se acumulan por encima de la media, y negativa si la mayoría de los valores se acumulan por debajo de la media. Para evitar valores negativos se ha considerado una traslación de los datos.	Wilkins&Zhu (2001), Matallín et al. (2014), Joro y Na (2006)
Valor en Riesgo Condicional, $CVaR_{95}$ (input)	Medida de riesgo condicional, calculada como la media de las observaciones por debajo del valor en riesgo (<i>VaR</i>) al nivel de confianza especificado, que en nuestro caso es de un 95%. Se considera la pérdida esperada en el peor de los casos dado un determinado nivel de confianza.	Pérez-Gladish et al. (2013), Bilbao et al. (2021), Shahrour (2022)
Curtosis (input)	Medida estadística de riesgo absoluto, también conocida como medida de apuntamiento, determina el grado de valores atípicos respecto a una distribución normal. Para evitar valores negativos se obtiene mediante el momento de orden 4.	Abate et al. (2021)
Porcentaje de negativos (input)	Medida de riesgo que recoge la proporción de veces que cada fondo ha tenido una rentabilidad semanal negativa respecto del total de semanas observadas.	do Castelo Gouveia et al. (2018), Wilkins y Zhu (2001)
Comisiones de gestión (input)	Comisiones de gestión anuales cobradas por la gestora a los inversores.	Abate et al. (2021), Shahrour (2022)

Tabla 4. Matriz de correlación de las variables

PERIODO 1						
	$1+E[R_j]$	Asimetría	$CVaR_{95}$	Curstosis	% Neg.	Comisiones
$1+E[R_j]$	1					
Asimetría	-0.378	1				
$CVaR_{95}$	-0.347	0.111	1			
Curstosis	0.046	-0.292	0.322	1		
% Neg.	-0.444	0.646	0.160	-0.092	1	
Comisiones	-0.205	0.157	0.033	0.038	0.216	1
PERIODO 2						
	$1+E[R_j]$	Asimetría	$CVaR_{95}$	Curstosis	% Neg.	Comisiones
$1+E[R_j]$	1					
Asimetría	0.266	1				
$CVaR_{95}$	0.073	0.555	1			
Curstosis	-0.206	-0.714	-0.222	1		
% Neg.	-0.357	0.307	0.145	-0.160	1	
Comisiones	-0.210	0.103	0.219	-0.038	0.138	1

Con el fin de analizar si hay relación entre los inputs y los outputs del modelo hemos obtenido la matriz de correlación de los inputs/outputs cuando consideramos todos los fondos de forma conjunta separando los datos para los dos periodos estudiados (Tabla 4). Observamos una correlación positiva entre la asimetría y el porcentaje de negativos en el periodo 1 mientras que esta correlación no se mantiene en el periodo 2. Lo mismo ocurre con la curtosis y la asimetría en el periodo 2. Esta relación puede ser debida a que todas ellas son medidas de riesgo. Como la correlación observada no se mantiene en los dos periodos hemos considerado conveniente no eliminar ninguna de las variables.

La Tabla 5 recoge las características de cada uno de los modelos DEA empleados. Hemos usado un modelo input orientado que es invariante ante traslaciones en los outputs cuando incluimos la asimetría como output del modelo. Todos los modelos se han implementado en los dos periodos.

Tabla 5. Modelos DEA con sus correspondientes variables

	Outputs			Inputs				Orientación	Fondos
	$1+E[R_j]$	ESG	Asimetría	CVaR ₉₅	Curtosis	% Neg.	Comisiones		
DEA_1	✓			✓	✓	✓	✓	Output	L, A, H, Global
DEA_2	✓	✓		✓	✓	✓	✓	Output	Global
DEA_3	✓		✓	✓	✓	✓	✓	Input	L, A, H, Global
DEA_4	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	Input	Global

Nota: L corresponde a los fondos *Low*, A fondos *Average*, H fondos *High* y, por último, nos referiremos a *Global* cuando consideramos todos los fondos de manera conjunta.

5. Discusión y resultados

En esta sección vamos a analizar los resultados obtenidos después de aplicar los distintos modelos de la Tabla 5 a los distintos conjuntos de fondos en los dos periodos.

5.1. Modelos DEA aplicados al conjunto de datos Global

En primer lugar, vamos a analizar los resultados obtenidos de los distintos modelos cuando consideramos el conjunto *Global* formado por los 516 fondos de nuestra base de datos (335 fondos con un nivel de sostenibilidad media, 64.92% del total de fondos, 85 fondos con un nivel de sostenibilidad alto, 16.47% del total, y 96 fondos con un nivel de sostenibilidad bajo, 18.60% del total). La Tabla 6 muestra un resumen descriptivo de las puntuaciones de eficiencias obtenidas en ambos periodos para los distintos modelos.

En la Tabla 6 se observa que, aunque la eficiencia media es muy elevada en todos los modelos y en ambos periodos, en el periodo 2 (periodo COVID) el nivel de eficiencia media desciende con independencia del modelo considerado siendo más pronunciado el descenso cuando se incluye la asimetría como output. Con respecto al número de fondos eficientes, salvo en el modelo DEA_1 en el resto también disminuye. En cuanto a la composición de los fondos eficientes, cabe señalar la escasa presencia de los fondos *Low* en todos los modelos, siendo los fondos *High* los que en mayor número resultan eficientes, a pesar de ser el grupo con menos fondos. Como cabría esperar, esta diferencia en la representatividad a favor de los fondos *High* es especialmente importante en los modelos DEA_2 y DEA_4 en los que la calificación ESG está considerado como output. Cabe destacar también que el número de fondos eficientes pertenecientes al grupo de menor calificación ESG, *Low*, aunque es menor que el del resto de los grupos, aumenta en el periodo COVID. Lo contrario ocurre con el grupo con una calificación intermedia en ESG, *Average*, el número de fondos eficientes en el primer periodo es mayor que en el segundo, con independencia del modelo considerado (ver Tablas A1, A2 y A3 del Anexo).

Cuando se considera la muestra conjunta, solo los fondos *High* 15 y 40 resultan eficientes en todos los modelos y en todos los periodos (ver Tabla A3 en el Anexo). El fondo *High* 15 es el fondo *Aviva Investors UK Listed Equity 2GBPInc* de la gestora *Aviva Investors Global Services Limited*. Este fondo presenta el mínimo CVaR del conjunto *Global* en el periodo 2. El fondo *High* 40, *Royal London Sustainable Leaders*

B Acc de la gestora *Royal London Asset Management Ltd.*, presenta la mayor rentabilidad respecto de los fondos de su grupo en el periodo 2 con un nivel de CVaR bajo (6.588), solo medio punto por encima del mínimo CVaR del conjunto *Global* de fondos (6.071).

Tabla 6. Puntuaciones modelos DEA para el total de fondos (Global) en ambos periodos

PERIODO 1				
	DEA_1	DEA_2	DEA_3	DEA_4
Media	0.866	0.878	0.909	0.918
Desv. Estándar	0.090	0.090	0.056	0.059
Máximo	1	1	1	1
Mínimo	0.448	0.528	0.724	0.724
Nº Fondos eficientes	9	26	21	41
% Fondos eficientes	1.74%	5.04%	4.07%	7.95%
Distribución fondos eficientes	0-L, 5-A, 4-H	0-L, 7-A, 19-H	6-L, 9-A, 6-H	6-L, 14-A, 21-H
PERIODO 2				
	DEA_1	DEA_2	DEA_3	DEA_4
Media	0.859	0.876	0.871	0.885
Desv. Estándar	0.075	0.075	0.077	0.074
Máximo	1	1	1	1
Mínimo	0.658	0.692	0.658	0.702
Nº Fondos eficientes	10	23	20	31
% Fondos eficientes	1.94%	4.46%	3.88%	6.01%
Distribución fondos eficientes	2-L, 3-A, 5-H	2-L, 5-A, 16-H	7-L, 6-A, 7-H	7-L, 8-A, 16-H

Para dar robustez a los resultados hemos calculado los coeficientes de correlación de Kendall (Tau) y de Spearman (Rho) entre los resultados de eficiencia obtenidos para los diferentes modelos y periodos cuando trabajamos con todos los fondos juntos, conjunto *Global* (Tabla 7). Los resultados muestran una escasa correlación entre las puntuaciones de eficiencia obtenida por cada fondo en los diferentes periodos (Periodo 1 vs Periodo 2), comportamiento que se mantiene en todos los modelos. Esto nos indica que los fondos se han comportado de manera distinta antes y después de la pandemia, reduciendo su eficiencia los que inicialmente eran eficientes, y aumentándola tras la llegada del COVID-19 los que no lo eran. Por otro lado, se observa una elevada correlación entre los resultados obtenidos por los diferentes modelos en cada periodo, especialmente tras la pandemia (periodo 2).

Tabla 7. Puntuaciones modelos DEA para los fondos L, A, H en ambos periodos.

Correlaciones Conjunto <i>Global</i> Periodo 1 vs Periodo 2						
	DEA_1	DEA_2	DEA_3	DEA_4		
Spearman	0.249	0.364	0.172	0.295		
Kendall	0.168	0.254	0.120	0.203		
Correlaciones Conjunto <i>Global</i> Periodo 1						
	DEA_1 vs DEA_2	DEA_1 vs DEA_3	DEA_1 vs DEA_4	DEA_2 vs DEA_3	DEA_2 vs DEA_4	DEA_3 vs DEA_4
Spearman	0.908	0.691	0.641	0.617	0.745	0.895
Kendall	0.844	0.580	0.518	0.495	0.627	0.841
Correlaciones Conjunto <i>Global</i> Periodo 2						
	DEA_1 vs DEA_2	DEA_1 vs DEA_3	DEA_1 vs DEA_4	DEA_2 vs DEA_3	DEA_2 vs DEA_4	DEA_3 vs DEA_4
Spearman	0.871	0.889	0.801	0.818	0.918	0.915
Kendall	0.787	0.831	0.691	0.710	0.870	0.831

5.2. Modelos DEA aplicados a los conjuntos Low, Average y High

En este apartado vamos a analizar las eficiencias obtenidas para cada uno de los conjuntos de fondos en los dos periodos.

La Tabla 8 recoge los descriptivos de los resultados de los modelos DEA aplicados individualmente para los distintos grupos de fondos (*Low*, *Average* y *High*) y para los dos periodos. Lo primero que observamos es que el nivel medio de eficiencia se eleva en el segundo periodo para los grupos de fondos con una calificación *Low* en ESG con independencia del modelo considerado. Esta mejora parece generalizada, ya que disminuye también la desviación estándar de dicha media, indicando que los niveles de eficiencia de los fondos de este grupo están menos dispersos. Si nos fijamos en el número de fondos *Low* eficientes podemos observar que disminuye en ambos modelos siendo bastante acentuada la disminución en el caso del modelo DEA_3 que pasa de un 22.92% de fondos eficientes en el periodo 1 a un 15.63% en el periodo 2. En este grupo de fondos existen dos fondos que son calificados como eficientes por los dos modelos (DEA_1 y DEA_3) en los dos periodos, se trata de los fondos *Low* 58 y 47. No obstante, cuando se consideran todos los fondos en su conjunto, ninguno de ellos aparece calificado como eficiente en ningún caso. Por su parte, los fondos *Low* 20, 25 y 54 son calificados como eficientes en todos los modelos que incluyen la asimetría como variable output (modelos DEA_3 y DEA_4) con independencia de que se consideren los fondos *Low* en solitario o junto con el resto de los fondos. Por último, hay 17 fondos *Low* eficientes en algún modelo cuando consideramos solo fondos *Low* que dejan de ser eficientes cuando se considera el conjunto *Global*.

En el caso de los fondos calificados como *Average* el modelo DEA_1 también mejora su eficiencia en el segundo periodo, descendiendo levemente en el caso del modelo DEA_3. Con respecto al número de fondos eficientes, en el modelo DEA_1 pasa de 6 fondos en el periodo 1 a 14 en el periodo 2 y, en modelo DEA_3 de 15 a 20. Estos resultados indican que a pesar de la pandemia este conjunto de fondos ha sido capaz de comportarse de manera eficiente. No obstante, aunque esta es la tipología de fondos más numerosa, ninguno de ellos es calificado como eficiente en todos los modelos y periodos simultáneamente. Llama la atención también que ningún fondo calificado por un modelo como eficiente en el periodo 1 lo es también en el periodo 2; a excepción del FA-295, que es calificado como eficiente en ambos periodos, pero únicamente al aplicar el modelo DEA_3. Esto quiere decir que existe un comportamiento muy heterogéneo en este conjunto de fondos, ya que aquellos que en el periodo anterior a la pandemia presentaban un comportamiento más eficiente, no lograron mantenerlo en el periodo COVID; mientras que los fondos menos eficientes antes del inicio de la pandemia aumentaron su eficiencia tras el estallido de la misma. Si comparamos los fondos *Average* eficientes obtenidos cuando se considera solo fondos del grupo *Average*, se observa que hay 12 fondos que dejan de ser eficientes cuando se considera el conjunto *Global*.

Tabla 8. Puntuaciones modelos DEA para los fondos L, A, H en ambos periodos

PERIODO 1						
	DEA_1-L	DEA_1-A	DEA_1-H	DEA_3-L	DEA_3-A	DEA_3-H
Media	0.906	0.873	0.933	0.947	0.918	0.956
Desv. Estándar	0.097	0.092	0.063	0.062	0.048	0.049
Máximo	1	1	1	1	1	1
Mínimo		0.448	0.720	0.776	0.766	0.740
Nº fondos eficientes	12	6	11	22	15	16
% Fondos eficientes	12.50%	1.79%	12.94%	22.92%	4.48%	18.82%
PERIODO 2						
	DEA_1-L	DEA_1-A	DEA_1-H	DEA_3-L	DEA_3-A	DEA_3-H
Media	0.939	0.904	0.876	0.950	0.916	0.883
Desv. Estándar	0.060	0.071	0.097	0.057	0.064	0.092
Máximo	1	1	1	1	1	1
Mínimo	0.816	0.712	0.676	0.818	0.740	0.726
Nº fondos eficientes	11	14	8	15	20	11
% Fondos eficientes	11.46%	4.18%	9.41%	15.63%	5.97%	12.94%

Por su parte, los fondos calificados como *High* en ESG sufren un descenso importante en sus niveles de eficiencia durante el segundo periodo en ambos modelos. Se observa además un importante descenso en el número de fondos considerados eficientes: en el modelo DEA_1 el porcentaje de fondos *High* eficientes pasa del 12.94% en el periodo 1 al 9.41% en el periodo 2, esta caída es aún más acusada si se considera el modelo DEA_3, que pasa del 18.82% al 12.94%. Dentro de los fondos *High* (ver Tabla A3 del Anexo) destacan los fondos *High* 15 y 40, que al igual que ocurría al considerar el conjunto *Global*, son calificados como eficientes en los dos modelos considerados en ambos periodos. También destaca el fondo 4 de este grupo, que únicamente no es considerado eficiente en el segundo periodo al aplicar el modelo DEA_1 (tanto si consideramos sólo fondos del grupo *High* como si trabajamos con el modelo *Global*). En este caso, hay dos fondos que son eficientes en algún modelo con sólo fondos *High* y no lo son al considerar el conjunto *Global*.

La Figura 8 muestra la distribución acumulada de la eficiencia obtenida por los fondos en los modelos DEA_1 y DEA_3 en los diferentes periodos. En ella se observa que en la mayoría de los casos el 80% de los fondos tienen una eficiencia superior al 0.8. Además, este comportamiento es homogéneo para los diferentes tipos de fondos y se mantiene antes y después de la pandemia. En las gráficas se aprecia como los fondos *High* en el periodo 1 tienen mejor comportamiento y empeora en el periodo 2. Lo contrario se cumple para los fondos *Low*.

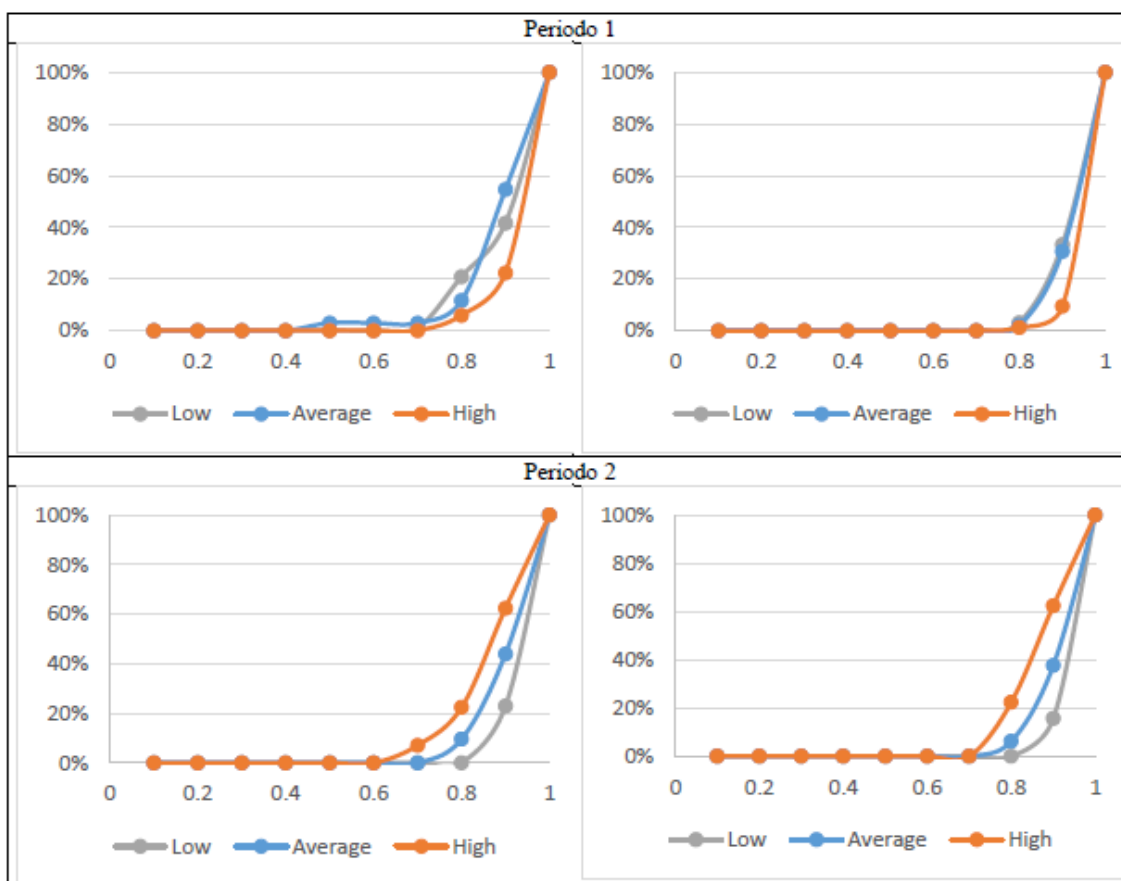


Figura 8. Distribución acumulada de la eficiencia obtenida en los modelos DEA_1 y DEA_3 en los dos periodos.

6. Conclusiones

En las últimas décadas los inversores se han preocupado de vincular el rendimiento de sus carteras con valores éticos relacionados con los criterios de sostenibilidad ESG. Surge así la Inversión Socialmente Responsable y los fondos de inversión socialmente responsables, uno de sus instrumentos más importantes.

El objetivo de este trabajo es analizar el impacto de la pandemia del COVID-19 sobre la eficiencia de un conjunto de fondos de inversión clasificados en distintos niveles de sostenibilidad (alto, medio o bajo) por la plataforma de análisis de inversiones Morningstar. Los fondos considerados están domiciliados en el Reino Unido. Con el fin de analizar la influencia que sobre este tipo de fondos ha tenido la pandemia del COVID-19 hemos dividido nuestro periodo de estudio en dos: pre-COVID (entre el 31/12/2017 y el 28/12/2019) y COVID (entre el 29-12-2019 y el 12-03-2022). De esta forma, aplicando la metodología del Análisis Envoltante de Datos, se estudia la eficiencia de los fondos tanto de forma global (todos los fondos juntos) como según su nivel de responsabilidad social, teniendo en cuenta también el periodo temporal analizado. Además, se han aplicado diferentes combinaciones de outputs que han dado lugar a diferentes modelos DEA y se han realizado diferentes análisis ulteriores para dar robustez a los resultados obtenidos.

Los resultados permiten comprobar que los niveles de eficiencia obtenidos por los fondos son muy elevados en ambos periodos, si bien, se observa una caída generalizada de los mismos tras el inicio de la pandemia. Del análisis global, destaca la importancia de los fondos con la mejor puntuación ESG que, a pesar de ser el grupo con menor número de fondos, son los que aparecen un mayor número de veces calificados como eficientes en ambos periodos. Destaca el número de fondos High eficientes en el modelo DEA_2, un 73.08% de los fondos eficientes son del grupo *High* en el periodo 1 y el 69.57% en el periodo 2, y en el modelo DEA_4 con un 55.22% en el periodo 1 y un 51.61% en el segundo periodo; esto responde a que son los dos modelos en los que la puntuación ESG es considerada como output.

Por otra parte, parece claro que son los fondos *Low* los que se han comportado de manera más eficiente durante el periodo de pandemia, bien porque han mejorado su rentabilidad o porque han sido capaces de no responder de manera tan drástica al shock negativo que supuso la pandemia para la economía británica y mundial.

El estudio de la distribución acumulada de la eficiencia nos permite concluir que el comportamiento de la misma en el periodo COVID es inversamente proporcional a la categoría ESG de los fondos. Por lo que ser un fondo altamente sostenible no ha sido apreciado por los mercados durante el periodo de pandemia.

Agradecimientos

Este trabajo ha contado con el apoyo de la FICYT, Fundación para el Fomento en Asturias de la Investigación Científica Aplicada y la Tecnología, (AYUD/2021/50878).

Referencias Bibliográficas

- Abate, G., Basile, I., Ferrari, P. (2021). The level of sustainability and mutual fund performance in Europe: An empirical analysis using ESG ratings. *Corporate Social Responsibility and Environmental Management* 28(5), 1446–1455.
- AitElMekki, O. (2020). Is Socially Responsible Investment Outperforming Conventional Investment or Not? A Meta—Analysis. *American Journal of Industrial and Business Management* 10, 1760-1784.
- Allevi, E., Basso, A., Bonetti, F., Oggioni, G., Riccardi, R. (2019). Measuring the environmental performance of green SRI funds: A DEA approach. *Energy Economics* 79, 32-44.
- Ayadi, M.A., Ben Ghazi, Z., Chabchoub, H. (2015). Canadian Socially Responsible Investment Mutual Funds Performance Evaluation Using Data Envelopment Analysis. M. Al-Shammari, H. Masri (Eds.), *Multiple Criteria Decision Making in Finance, Insurance and Investment*, Springer International Publishing, New York, pp. 77-134.
- Babalos, V., Doumpos, M., Philippas, N., Zopounidis, C. (2015). Towards a Holistic Approach for Mutual Fund Performance Appraisal. *Computational Economics* 46(1), 35 - 53.
- Ballesteros, E., Pérez-Gladish, B., Garcia-Bernabeu, A. (2015). Socially responsible investment. A multi-criteria decision making approach. *International Series in Operations Research & Management Science*, Vol. 219. Springer.
- Banker, R., Charnes, A., Cooper, W.W. (1984). Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis. *Management Science* 30, 1078-1092
- Basso, A., Funari, S. (2001). A Data Envelopment Analysis approach to measure the mutual fund performance. *European Journal of Operational Research* 135(3), 477–492.

- Basso, A., Funari, S. (2008). DEA models for ethical and non ethical mutual funds. *Mathematics and Methods in Economics Finance* 2, 21-40.
- Basso, A., Funari, S., (2016). DEA performance assessment of mutual funds. In Zhu, J. (ed.) *Data Envelopment Analysis. Data Envelopment Analysis. International Series in Operations Research & Management Science*, Vol. 238. Springer, Boston, MA, pp. 229–287.
- Briec, W., Kertens, K. (2009). Multi-horizon Markowitz portfolio performance appraisals: A general approach. *Omega* 37(1), 50–62.
- Brogi, M., Lagasio, V. (2019). Environmental, social, and governance and company profitability: Are financial intermediaries different? *Corporate Social Responsibility and Environmental Management* 26(3), 576-587.
- Cañal Fernández, V., Antomil Ibias, J., Rodríguez Uría, M.V. (2009). La selección de carteras socialmente responsables: revisión crítica de la literatura. *Rect@* 9(1), 147-172.
- Cañal Fernández, V., Gómez Martín, M. (2020). ¿Se puede especular con la conciencia? La evolución histórica de la inversión socialmente responsable. *Rect@* 21(1), 65-88.
- Charnes, A., Cooper, W.W., Rhodes, E. (1978). Measuring the efficiency of decision-making units. *European Journal of Operational Research* 2(6), 429-444.
- Chen, X., Scholtens, B. (2018). The urge to act: A comparison of active and passive socially responsible investment funds in the United States. *Corporate Social Responsibility and Environmental Management* 25(6), 1154-1173.
- Chu, J., Chen, F., Leung, P. (2010). ETF Performance Measurement – Data Envelopment Analysis, Service Systems and Service Management (ICSSSM)”. *7th International Conference on IEEE*, 28–30, Tokyo, Japan, pp. 1–6.
- Cooper, W. W., Seiford, L. M., Tone, K. (2007). *Data envelopment analysis: A comprehensive text with models, applications, references and DEA-solver software*. Springer.
- Cooper, W. W., Seiford, L. M., & Zhu, J. (Eds.). (2011). *Handbook on data envelopment analysis. International Series in Operations Research & Management Science*, Vol. 164, Springer.
- Cowton, C. J. (1992). Accounting and Financial Ethics: from margin to mainstream? *Business Ethics: A European Review* 8(2), 99-107.
- do Castelo Gouveia, M., Duarte Neves, E., Cândido Dias, L., Henggeler Antunes, C. (2018). Performance evaluation of Portuguese mutual fund portfolios using the value-based DEA method. *Journal of the Operational Research Society*, 69(10), 1628-1639.
- Freeman, R. E. (1983). Strategic management: A stakeholder approach. *Advances in Strategic Management*, 1(1), 31–60.
- Friede, G., Busch, T., Bassen, A. (2015). ESG and financial performance. Aggregated evidence from more than 2000 empirical studies. *Journal of Sustainable Finance & Investment* 5(4), 210–233.
- Galagedera, D., Silvapulle, P. (2002). Australian mutual fund performance appraisal using Data Envelopment Analysis. *Managerial Finance* 28(9), 60–73.
- Global Sustainable Investment Alliance. *About Us*. (2022). Consultado el 20 de abril de 2022. Disponible en: <http://www.gsi-alliance.org/aboutus/>
- GSI-Alliance (2021). *Global Sustainable Investment Review 2020*. Consultado el 20 de abril de 2022. Disponible en: <http://www.gsi-alliance.org/>
- Haigh, M., Hazelton, J. (2004). Financial Markets: A Tool for Social Responsibility? *Journal of Business Ethics* 52(1), 59-71.
- Haslem, J. A., Scheraga, C.A. (2003). Data Envelopment Analysis of Morningstar’s large-cap mutual funds. *The Journal of Investing* 12(4), 41–48.
- Ielasi, F., Rossolini, M. (2019). A New Approach to Sustainable and Responsible Investment: The Sustainability-Themed Mutual Funds. In: La Torre, M., Chiappini, H. (eds) *Socially Responsible Investments*. Palgrave Studies in Impact Finance. Palgrave Pivot, Cham.
- Joro, T., Na, P. (2006). Portfolio performance evaluation in a mean-variance-skewness framework. *European Journal of Operational Research* 175(1), 446–461.
- Kim, C.S. (2019). Can Socially Responsible Investments Be Compatible with Financial Performance? A Meta-analysis. *Asia-Pacific Journal of Financial Studies*, 48 (1), 30-64. <https://doi.org/10.1111/ajfs.12244>
- Levitt, A. (1998). The Importance of High-Quality Accounting Standards. Ed: *Accounting Horizons*, Sarasota, Fla, Vol. 12(1), pp. 79-82.
- Matallín, C., Soler, J., Tortosa-Ausina, E. (2014). On the informativeness of persistence for evaluating mutual fund performance using partial frontiers. *Omega* 42 (1), 47–64.

- Mcmullen, P., Strong, R.A. (1998). Selection of mutual funds using Data Envelopment Analysis. *Journal of Business and Economic Studies* 4(1), 1–14.
- Morey, M.R., Morey, R.C. (1999). Mutual fund performance appraisals: A MultiHorizon perspective with endogenous benchmarking. *Omega* 27 (2), 241–258.
- Morningstar (2021). Inversión Sostenible. Morningstar Sustainability Ratio. Consultado el 20 de marzo de 2022. Disponible en: https://www.morningstar.com/content/dam/marketing/shared/research/methodology/744156_Morningstar_Sustainability_Rating_for_Funds_Methodology.pdf
- Murthi, B. P. S., Choi, Y. K., Desai, P. (1997). Efficiency of mutual funds and portfolio performance Measurement: A non-parametric approach. *European Journal of Operational Research* 98 (2), 408–418.
- Muñoz Fernández, A. (2016). Inversión socialmente responsable - Socially Responsible Investment. *EUNOMÍA. Revista En Cultura De La Legalidad* 11, 273-284.
- Pastor, J. T. (1996). Translation invariance in data envelopment analysis: A generalization. *Annals of Operations Research*, 66, 93–102.
- Pastor, J.T., Ruiz, J.L. (2007). Variables with negative values in DEA. In: Zhu, J., Cook, W.D. (eds) *Modeling Data Irregularities and Structural Complexities in Data Envelopment Analysis*. Springer, Boston, MA., pp. 63-84.
- Premachandra, I., Powell, J.G., Shi, J. (1998). Measuring the relative efficiency of fund management strategies in New Zealand using a spreadsheet-based stochastic data envelopment analysis model. *Omega* 26, 319–331
- Premachandra, I., Zhu, J., Watson, J., Galagedera, D. (2016). Mutual fund industry performance: a network data envelopment analysis approach in data envelopment analysis a handbook of empirical studies and applications. In Zhu, J. (ed.) *International Series in Operations Research & Management Science*, Vol. 238. Springer Science + Business Media, New York, pp. 165–228.
- Pérez-Gladish, B., Rodríguez, P. M., M'zali, B., Lang, P. (2013). Mutual funds efficiency measurement under financial and social responsibility criteria. *Journal of Multi-Criteria Decision Analysis*, 20(3–4), 109–125.
- Renders, A., Gaeremynck, A., Sercu, P. (2010). Corporate-Governance ratings and company performance: A cross-European study. *Corporate Governance: An International Review* 18(2), 87-106.
- Renneboog, L., Horst, J., Zhang, C. (2008). Socially responsible investments: Institutional aspects, performance, and investor behavior. *Journal of Banking & Finance*, 32(9), 1723-1742.
- Rubio, J. F., Hassan, M. K., Merdad, H. J. (2012). Nonparametric performance measurement of internal and Islamic mutual funds. *Accounting Research Journal* 25, 208–226.
- Shahrour, M. H. (2022). Measuring the financial and social performance of French mutual funds: A data envelopment analysis approach. *Business Ethics, the Environment & Responsibility* 31, 398–418.
- Solórzano-Taborga, P., Alonso-Conde, A. B., Rojo-Suárez, J. (2018). Efficiency and persistence of Spanish Absolute Return Funds. *Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa* 25, 186-214.
- Tsolas, I. (2011). Natural resources exchange traded funds: performance appraisal using DEA modelling. *Journal of Centrum Cathedra* 4(2), 250–259.
- UK Sustainable Investment and Finance Association (UKSIF). *About UKSIF*. (S/F). Consultado el 21 de abril de 2022. Disponible en <https://uksif.org/about>
- United Nations Environment Programme Finance Initiative (UNEPFI). *About Us* (S/F). Consultado el 21 de abril de 2022. Disponible en: <https://www.unepfi.org/about/>.
- Wilkens, K., Zhu, J. (2001). Portfolio evaluation and benchmark selection: A mathematical programming approach. *Journal of Alternative Investments* 4 (1), 9–19.
- Wang, C. N., Larsen, M. L., Wang, Y. (2020). Addressing the missing linkage in sustainable finance: The ‘SDG Finance Taxonomy’. *Journal of Sustainable Finance & Investment* 12(2), 630-637.
- Zhao, X., Wang, S., Lai, K. K. (2011). Mutual performance evaluation based on endogenous benchmarks. *Expert systems with applications* 38, 3663–3670.

Anexo

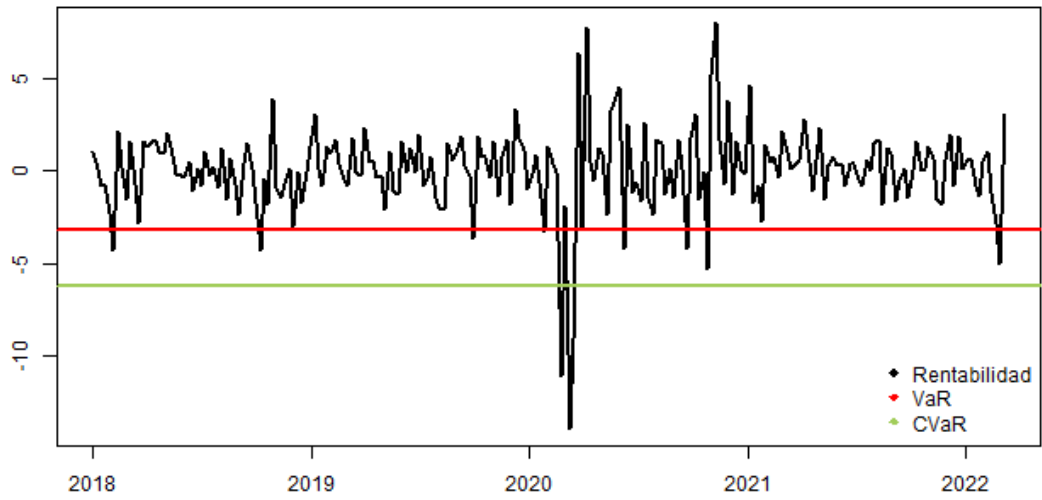


Figura A1. Evolución de la Rentabilidad del grupo *Average*. Fuente: elaboración propia a partir de datos de Morningstar

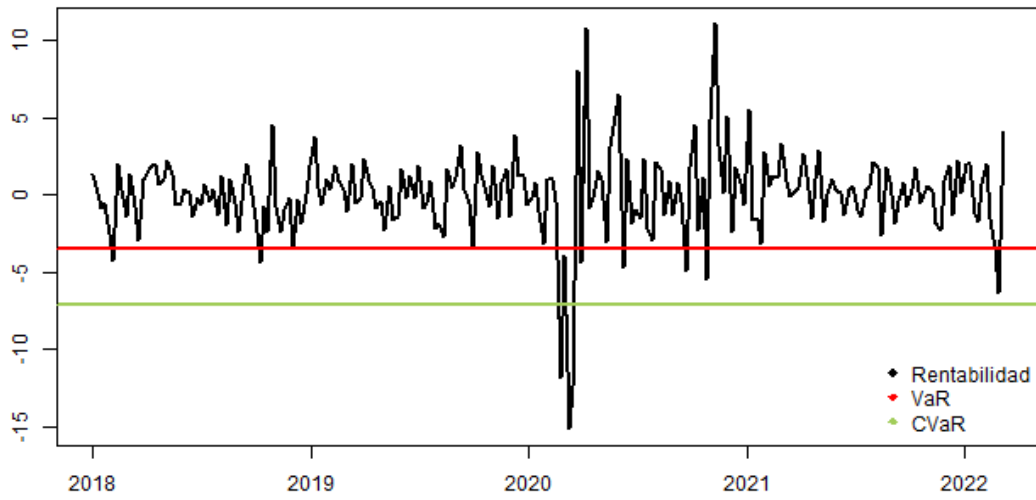


Figura A2. Evolución de la Rentabilidad del grupo *Low*. Fuente: elaboración propia a partir de datos de Morningstar

Tabla A1. Fondos *Low* eficientes en los diferentes modelos⁴

	LOW				GLOBAL							
	PERIODO 1		PERIODO 2		PERIODO 1				PERIODO 2			
	DEA_1	DEA_3	DEA_1	DEA_3	DEA_1	DEA_2	DEA_3	DEA_4	DEA_1	DEA_2	DEA_3	DEA_4
FL-5		✓										
FL-7			✓	✓								
FL-10	✓	✓										
FL-14		✓	✓	✓							✓	✓
FL-20		✓	✓	✓			✓	✓			✓	✓
FL-23			✓	✓					✓	✓	✓	✓
FL-24		✓										
FL-25	✓	✓		✓			✓	✓			✓	✓
FL-27				✓							✓	✓
FL-30	✓	✓		✓								
FL-31		✓										
FL-36		✓										
FL-39	✓	✓					✓	✓				
FL-47	✓	✓	✓	✓								
FL-53			✓	✓								
FL-54		✓	✓	✓					✓	✓	✓	✓
FL-58	✓	✓	✓	✓								
FL-59	✓	✓										
FL-64		✓					✓	✓				
FL-65			✓	✓								
FL-72		✓										
FL-76	✓	✓					✓	✓				
FL-77	✓	✓		✓							✓	✓
FL-78	✓	✓										
FL-84		✓					✓	✓				
FL-91	✓	✓	✓	✓								
FL-94			✓	✓								
FL-96	✓	✓										

⁴ Utilizaremos la siguiente notación para los fondos: FX-N, donde X se refiere al grupo (*H-High*, *A-Average*, *L-Low*) y N se refiere al número del fondo dentro del correspondiente grupo. Así, por ejemplo, el fondo FL-5 se refiere al quinto fondo del grupo *Low*.

Tabla A3. Fondos *High* eficientes en los diferentes modelos

	HIGH				GLOBAL							
	PERIODO 1		PERIODO 2		PERIODO 1				PERIODO 2			
	DEA_1	DEA_3	DEA_1	DEA_3	DEA_1	DEA_2	DEA_3	DEA_4	DEA_1	DEA_2	DEA_3	DEA_4
FH-3			✓	✓		✓		✓		✓		✓
FH-4	✓	✓		✓	✓	✓	✓	✓		✓	✓	✓
FH-8	✓	✓				✓		✓				
FH-11										✓		✓
FH-13										✓		✓
FH-14										✓		✓
FH-15	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
FH-23			✓	✓					✓	✓	✓	✓
FH-24										✓		✓
FH-27		✓				✓	✓	✓				
FH-28			✓	✓		✓		✓		✓	✓	✓
FH-29		✓										
FH-30		✓				✓	✓	✓				
FH-32		✓						✓				
FH-34		✓						✓				
FH-40	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
FH-41			✓	✓					✓	✓	✓	✓
FH-44	✓	✓				✓		✓				
FH-45			✓	✓					✓	✓	✓	✓
FH-47				✓						✓		✓
FH-48						✓		✓				
FH-49				✓						✓		✓
FH-51						✓		✓				
FH-56	✓	✓			✓	✓	✓	✓				
FH-58	✓	✓										
FH-62			✓	✓		✓		✓		✓		✓
FH-70						✓		✓				
FH-71	✓	✓				✓		✓				
FH-73	✓	✓				✓		✓				
FH-79						✓		✓				
FH-84	✓	✓				✓		✓		✓		✓
FH-85	✓	✓				✓		✓				