



UNIVERSITAT
POLITÈCNICA
DE VALÈNCIA

ADE

Facultad de Administración
y Dirección de Empresas /UPV

UNIVERSITAT POLITÈCNICA DE VALÈNCIA

Facultad de Administración y Dirección de Empresas

Análisis de la eficiencia de las empresas cotizadas en el
índice NBI

Trabajo Fin de Grado

Grado en Administración y Dirección de Empresas

AUTOR/A: Fernández Ferrándiz, Óscar

Tutor/a: Barrachina Martínez, Isabel

Cotutor/a: Gonzalez de Julian, Silvia

CURSO ACADÉMICO: 2022/2023

«A Rubén, Ana Isabel, mis padres,

cuya dedicación, valores y educación han sido la mejor herencia en vida que he podido recibir.

A Catalina Llopis Ordeig, mi pareja,

no he conocido a nadie con un corazón tan noble como el tuyo. Sabes perfectamente lo importante que es para mí la Universidad, y sin tu apoyo diario jamás hubiera conseguido muchas de las cosas que me he propuesto.

A toda mi familia,

sobre todo, a mis abuelos Salvador y Candelaria por su cariño, a mí hermano Pablo por estar en las buenas y en las malas, a mi tía Isabel por las horas que ha dedicado a estudiar conmigo cuando era un niño, y a mi tío Vidal por los consejos que me ha dado siempre.

A mis compañeros,

en especial a Luis Peralta y Vicent Duato, quienes me han ayudado siempre y han sido muy importantes para mí a lo largo de estos cuatro años.

A Fco. José Soriano Mera,

el que ha sido como un padre para mí dentro de la Universidad. Sus consejos los llevaré en el corazón de por vida.

A la cátedra ESTEVE,

en concreto a mis tutoras Isabel y Silvia por la ayuda que me han prestado y al director de la cátedra David por las oportunidades que me ha brindado.

A todos los profesores de la Facultad de Administración y Dirección de Empresas,

no puedo nombrarlos a todos, pero la labor de cada uno de ellos ha contribuido a sacar lo mejor de mí siempre.»

Resumen

La mayoría de las empresas del índice Nasdaq Biotechnology (NBI) desarrollan su actividad en el sector biotecnológico y son de nacionalidad estadounidense. Se caracterizan por tener unos ingresos muy bajos, un alto volumen de activos intangibles y unos gastos de explotación elevados por su actividad investigadora.

El trabajo tiene como objetivo analizar la eficiencia de las empresas cotizadas en el índice NBI en el periodo 2018 – 2021 y su relación con la sostenibilidad. El índice NBI fue creado en 1993 y actualmente está compuesto por 373 empresas. Se realiza un análisis descriptivo de estas compañías y se selecciona un panel de datos de los años 2018 hasta 2021 de 164 empresas que tienen patrimonio neto positivo y calificación del riesgo ESG.

Para el análisis de la eficiencia se utiliza el análisis envolvente de datos (DEA) con el modelo básico radial, orientación input y retornos variables a escala. Como inputs se incluyen el activo total, el nivel de endeudamiento y el número de empleados; y como outputs la rentabilidad financiera (ROE), la rentabilidad económica (ROA), la variación de la capitalización bursátil y la calificación del riesgo sostenible. Adicionalmente se realiza una regresión logística binaria multivariante para determinar las variables más influyentes en la eficiencia calificando a las empresas con el valor 0 cuando no son eficientes y 1 cuando sí lo son.

De las 164 empresas incluidas, únicamente cinco de ellas son eficientes durante los cuatro años analizados. Se observa una reducción progresiva de eficiencia en la mayoría de las empresas del índice a lo largo de los años. Esta pérdida de eficiencia se debe principalmente a que los inputs empleados han ido creciendo cada año y a que los resultados obtenidos empeoran.

Por último, se obtiene la probabilidad de que una empresa dada hubiera sido eficiente en cada uno de los periodos de tiempo estudiados a partir de las variables predictoras incluidas en los modelos logísticos planteados. Se observa que cuando se eliminan de los modelos las variables independientes sin significancia estadística alguna, y únicamente se tienen en cuenta variables como el activo, la rentabilidad financiera o la variación de la capitalización bursátil, la probabilidad de que una empresa sea eficiente aumenta.

Palabras clave: Análisis envolvente de datos, regresión logística, sostenibilidad, índice bursátil.

Abstract

Most of the companies in the Nasdaq Biotechnology Index (NBI) are active in the biotechnology sector and are US-based. They are characterised by very low revenues, a high volume of intangible assets and high operating expenses due to their research activity.

The paper aims to analyse the efficiency of companies listed on the NBI index in the period 2018 - 2021 and its relationship with sustainability. The NBI index was created in 1993 and currently consists of 373 companies. A descriptive analysis of these companies is performed, and a panel of data is selected for the years 2018 to 2021 of 164 companies with positive net worth and ESG risk rating.

Data Envelopment Analysis (DEA) with the basic radial model, input orientation and variable returns to scale are used for the efficiency analysis. Inputs include total assets, level of indebtedness and number of employees; outputs include financial profitability (ROE), economic profitability (ROA), change in market capitalisation and sustainable risk rating. Additionally, a binary multivariate logistic regression is performed to determine the most influential variables in efficiency, rating the companies with a value of 0 when they are not efficient and 1 when they are.

Of the 164 companies included, only five of them are efficient during the four years analysed. A progressive reduction in efficiency can be observed in most of the companies in the index over the years. This loss of efficiency is mainly because the inputs used have been increasing each year and the results obtained are worsening.

Finally, the probability that a given company would have been efficient in each of the time periods studied is obtained from the predictor variables included in the logistic models proposed. It is observed that when the independent variables with no statistical significance are eliminated from the models, and only variables such as assets, financial profitability or the change in market capitalisation are considered, the probability of a company being efficient increases.

Keywords: Data envelopment analysis, logistic regression, sustainability, stock market index.

Resum

La majoria de les empreses de l'índex Nasdaq Biotechnology (NBI) desenvolupen la seua activitat al sector biotecnològic i són de nacionalitat nord-americana. Es caracteritzen per tindre uns ingressos molt baixos, un volum alt d'actius intangibles i unes despeses d'explotació elevades per la seua activitat investigadora.

El treball té com a objectiu analitzar l'eficiència de les empreses cotitzades a l'índex NBI en el període 2018-2021 i la seua relació amb la sostenibilitat. L'índex NBI va ser creat el 1993 i actualment està format per 373 empreses. Es fa una anàlisi descriptiu d'aquestes companyies i se selecciona un panell de dades dels anys 2018 fins al 2021 de 164 empreses que tenen patrimoni net positiu i qualificació del risc ESG.

Per a l'anàlisi de l'eficiència s'utilitza l'anàlisi envoltant de dades (DEA) amb el model bàsic radial, l'orientació input i els retorns variables a escala. Com a inputs s'hi inclouen l'actiu total, el nivell d'endeutament i el nombre d'empleats; i com a outputs la rendibilitat financera (ROE), la rendibilitat econòmica (ROA), la variació de la capitalització borsària i la qualificació del risc sostenible. Addicionalment es fa una regressió logística binària multivariant per determinar les variables més influents en l'eficiència qualificant les empreses amb el valor 0 quan no són eficients i 1 quan si ho són.

De les 164 empreses incloses, només cinc són eficients durant els quatre anys analitzats. S'observa una progressiva reducció d'eficiència a la majoria de les empreses de l'índex al llarg dels anys. Aquesta pèrdua d'eficiència es deu principalment al fet que els inputs emprats han anat creixent cada any i que els resultats obtinguts empitjoren.

Finalment, s'obté la probabilitat que una empresa donada hagués estat eficient en cadascun dels períodes de temps estudiats a partir de les variables predictores incloses als models logístics plantejats. S'observa que quan s'eliminen dels models les variables independents sense cap mena de significança estadística, i únicament es tenen en compte variables com l'actiu, la rendibilitat financera o la variació de la capitalització borsària, la probabilitat que una empresa sigui eficient augmenta.

Paraules clau: Anàlisi envoltant de dades, regressió logística, sostenibilitat, índex borsari.

Tabla de Contenidos.

1.	INTRODUCCIÓN	9
1.1.	Índice Nasdaq Biotechnology (NBI)	9
1.2.	Calificación del riesgo ESG.....	10
1.3.	Motivación.....	13
1.4.	Objetivo general del TFG.....	13
1.5.	Objetivos específicos del TFG.	13
1.6.	Asignaturas relacionadas con el TFG.	14
1.7.	Estructura del TFG.	14
2.	ANTECEDENTES	15
3.	METODOLOGÍA	17
3.1.	Variables y datos.	17
3.2.	Análisis estadístico descriptivo.....	18
3.3.	Análisis de eficiencia.	20
3.4.	Análisis de regresión logística binaria multivariante.....	21
4.	RESULTADOS	23
4.1.	Resultados del análisis descriptivo.	23
4.1.1.	Análisis descriptivo por industria y localización geográfica.....	23
4.1.2.	Distribución de frecuencias de la sostenibilidad de las empresas del NBI.	24
4.1.3.	Distribución de frecuencias de la sostenibilidad en cada una de las regiones.....	29
4.1.4.	Análisis descriptivo del tamaño de las empresas del índice NBI.....	32
4.1.5.	Análisis estadístico descriptivo de las principales variables del panel.....	34
4.2.	Resultados del análisis de eficiencia.....	36
4.3.	Resultados del análisis de regresión logística binaria multivariante.....	49
4.3.1.	Bloque 0: Bloque inicial.	51
4.3.2.	Bloque 1: Método por pasos hacia atrás razón de verosimilitud.	54
5.	CONCLUSIONES	72
6.	BIBLIOGRAFÍA	74
7.	ANEXOS	78

Índice de Tablas.

Tabla 1. Clasificación del riesgo ESG por Sustainalytics.....	12
Tabla 2. Resultados límite inferior, superior, rango, número de clases y amplitud.	25
Tabla 3. Categorías según el riesgo ESG.	26
Tabla 4. Resultados derivados de la distribución de frecuencias del rating ESG de las empresas del índice NBI.....	27
Tabla 5. Regiones a las que pertenecen las empresas del índice NBI.	29
Tabla 6. Clasificación de las empresas según su sostenibilidad.	29
Tabla 7. Cantidad de empresas sostenibles y no sostenibles en cada región.....	30
Tabla 8. Porcentaje de empresas sostenibles y no sostenibles sobre el total de empresas del índice NBI.	30
Tabla 9. Porcentaje de empresas sostenibles sobre el total de compañías en cada región.	31
Tabla 10. Resultados derivados del análisis estadístico descriptivo de las principales variables del panel.....	35
Tabla 11. Análisis descriptivo de los resultados de eficiencia.....	36
Tabla 12. Estadístico descriptivo de las puntuaciones de eficiencia obtenidas cada año.	37
Tabla 13. Holguras promedio de la variable input empleados por sector productivo.	40
Tabla 14. Resultados de eficiencia a partir del modelo básico radial.....	42
Tabla 15. Estadístico descriptivo de los resultados de eficiencia en cada región.	46
Tabla 16. Porcentaje de empresas eficientes cada año en cada región.	47
Tabla 17. Porcentaje de empresas eficientes en cada sector.....	48
Tabla 18. Análisis sobre la relación entre eficiencia y sostenibilidad.	48
Tabla 19. Resumen del procesamiento de los casos.....	50
Tabla 20. Codificación de la variable dependiente.	50
Tabla 21. Codificación de variables categóricas.	51
Tabla 22. Historial de iteraciones.....	51
Tabla 23. Tabla de clasificación.....	52
Tabla 24. Variables en la ecuación.....	53
Tabla 25. Variables que no están en la ecuación.....	53
Tabla 26. Pruebas ómnibus sobre los coeficientes del modelo.....	55
Tabla 27. Resumen del modelo.....	56
Tabla 28. Prueba de Hosmer y Lemeshow.....	58
Tabla 29. Tabla de clasificación.....	59
Tabla 30. Variables en la ecuación (año 2018).....	60
Tabla 31. Probabilidades de eficiencia en función del activo en 2018.	63
Tabla 32. Modelo si se elimina el término.	65
Tabla 33. Variables en la ecuación (año 2020).....	66
Tabla 34. Probabilidades de eficiencia en función del activo en el año 2020.	68
Tabla 35. Variables en la ecuación (año 2021).....	69
Tabla 36. Probabilidades de eficiencia en función de la ROE y la variación de la capitalización bursátil.	71
Tabla 37. Historial de iteraciones.....	84
Tabla 38. Tabla de contingencias de la prueba de Hosmer y Lemeshow).	86
Tabla 39. Variables que no están en la ecuación el año 2018.....	89

Índice de Gráficos.

Gráfico 1. Cotización histórica del índice Nasdaq Biotechnology.....	10
Gráfico 2. Porcentaje de empresas del índice NBI que pertenecen a cada industria.....	23
Gráfico 3. Porcentaje de empresas del índice NBI que pertenecen a cada región.	24
Gráfico 4. Histograma frecuencia absoluta por clases de riesgo ESG.....	28
Gráfico 5. Frecuencias relativas de las clases del riesgo ESG.....	28
Gráfico 6. Cantidad de empresas sostenibles en cada región.	31
Gráfico 7. Distribución normal estándar $N(0,1)$ del volumen de activo de las empresas del NBI.....	33
Gráfico 8. Distribución de frecuencias de las DMU ineficientes.....	37
Gráfico 9. Evolución de la puntuación media de eficiencia de las empresas cotizadas en el índice NBI.....	38
Gráfico 10. Evolución del volumen medio de activo de las empresas cotizadas en el índice NBI.....	39
Gráfico 11. Evolución del nivel medio de endeudamiento de las empresas cotizadas en el índice NBI.....	39
Gráfico 12. Evolución de la rentabilidad financiera y económica media durante el periodo de 2018 - 2021.....	41
Gráfico 13. Volumen de activo en miles de USD año 2018.	
Gráfico 14. Volumen de activo en miles de USD año 2019.....	79
Gráfico 15. Volumen de activo en miles de USD año 2020.	
Gráfico 16. Volumen de activo en miles de USD año 2021.....	79
Gráfico 17. Nivel de endeudamiento empresas NBI año 2018.	
Gráfico 18. Nivel de endeudamiento empresas NBI año 2019.....	80
Gráfico 19. Nivel de endeudamiento empresas NBI año 2020.	
Gráfico 20. Nivel de endeudamiento empresas NBI año 2021.....	80
Gráfico 21. Volumen medio de empleados 2018.	
Gráfico 22. Volumen medio de empleados 2019.....	81
Gráfico 23. Volumen medio de empleados 2020.	
Gráfico 24. Volumen medio de empleados 2021.....	81
Gráfico 25. ROE de las empresas del NBI en 2018	
Gráfico 26. ROE de las empresas del NBI en 2019.	82
Gráfico 27. ROE de las empresas del NBI en 2020.	
Gráfico 28. ROE de las empresas del NBI en 2021.	82
Gráfico 29. ROA de las empresas del NBI en 2018.	
Gráfico 30. ROA de las empresas del NBI en 2019.....	83
Gráfico 31. ROA de las empresas del NBI en 2020.	
Gráfico 32. ROA de las empresas del NBI en 2021.....	83

1. INTRODUCCIÓN

1.1. Índice Nasdaq Biotechnology (NBI).

El Nasdaq Biotechnology es un índice bursátil compuesto por valores de empresas que cotizan en el índice Nasdaq y cuya principal actividad está relacionada con el sector de la biotecnología. Este índice se fundó el 1 de noviembre de 1993 con una base de 200 compañías, pero debido a su constante evolución, cuenta actualmente con 373 empresas (Latorre, 2022).

Para formar parte de este índice, las empresas biotecnológicas deben cumplir con ciertos criterios de elegibilidad tales como pertenecer al sector biotecnológico o al farmacéutico, según el Industry Classification Benchmark (ICB). Por otro lado, cabe destacar que la mayor parte de las sociedades que cotizan en este índice son norteamericanas, sin embargo, también incluye algunas europeas y del resto del mundo (Canadá, China o Israel), siendo la representación de estas últimas prácticamente ínfima. Por lo tanto, no se recoge ningún criterio geográfico para formar parte del índice (Nasdaq, 2021).

El índice Nasdaq Biotechnology se calcula a partir de una metodología ponderada de capitalización de mercado modificada, y cada valor debe tener una capitalización de mercado mínima de 200 millones de dólares. Además, otro de los requisitos que marca este índice, es que, desde principios de año hasta finales, cada compañía debe negociar un promedio de al menos 100.000 acciones diarias (Nasdaq, 2021) (Latorre, 2022).

Los valores deben haberse negociado como mínimo durante tres meses completos sin considerar el mes inicial, en cualquiera de los siguientes mercados: Nasdaq Global Select Market (NQGS), Nasdaq Global Market (NQGM), o Nasdaq Capital Market (NASDAQ-CM) (Nasdaq, 2021).

En cuanto a los componentes del índice, deben revisarse una vez al año en diciembre, de modo que aquellos que no cumplan con los requisitos anteriores no seguirán formando parte de este. Al mismo tiempo, se podrán incluir nuevos valores en la composición del índice, siempre y cuando cumplan con los criterios mencionados. No obstante, para realizar esta selección se tienen en cuenta los datos del mercado a finales de octubre y el volumen de acciones negociadas a finales de noviembre (Nasdaq, 2021) (Latorre, 2022).

Tal y como se puede apreciar en el gráfico 1, el índice Nasdaq Biotechnology ha crecido considerablemente desde su creación, especialmente durante la última década, en la que el sector biotecnológico ha estado en auge en parte por la entrada de nuevos competidores.

Gráfico 1. Cotización histórica del índice Nasdaq Biotechnology.



Fuente: Elaboración propia a partir de la web [investing.com](https://www.investing.com).

Las empresas que pertenecen al índice se caracterizan por tener unos ingresos muy bajos, muchos activos intangibles y unos costes elevados debido a la actividad de investigación y desarrollo (I+D) que llevan a cabo (Latorre, 2022).

Son empresas que pese a tener un pay out (porcentaje del beneficio que se reparte en forma de dividendos entre los accionistas) prácticamente nulo, al necesitar los recursos para financiar su crecimiento, tienden a revalorizarse en el futuro fruto de su actividad investigadora en el sector biotecnológico. De hecho, es un dato que se refleja con la tendencia creciente que ha seguido el índice a lo largo de su historia.

En la cuenta de resultados de muchas de estas compañías, se aprecian resultados negativos derivados de la alta inversión en actividades de investigación y desarrollo. Un artículo de Gary Pisano revela que tras fundarse en 1976 la primera empresa biotecnológica “Genentech”, y tras haberse invertido más de 300 billones de dólares en el sector, muy pocas han igualado su éxito o incluso han llegado a obtener beneficios (Pisano, 2010).

Por último, teniendo en cuenta las principales variables económico-financieras, se observa que la mayoría de las empresas que cotizan en el índice NBI son más bien pequeñas, aunque también hay alguna que otra compañía grande que no es representativa del conjunto del índice.

1.2. Calificación del riesgo ESG.

En la última década, la inversión sostenible no ha hecho más que crecer. Prueba de ello es el creciente enfoque del inversor en valores que cumplen algunos criterios como los ambientales, sociales y de gobernanza (ESG). Invertir en estos productos financieros puede ayudar a mejorar la gestión del riesgo de las carteras, llegando incluso a obtenerse

rentabilidades superiores a las inversiones en activos financieros tradicionales (Boffo y Patalano, 2020).

La creciente preocupación por el cambio climático, los estándares de conducta empresarial responsable aceptados a nivel mundial y la necesidad de diversidad en los puestos de trabajo, no son más que algunas razones por las cuales se espera que los activos sociales tengan un impacto cada vez mayor en las decisiones de inversión (Boffo y Patalano, 2020).

Los títulos ESG también han llamado mucho la atención de los gobiernos y bancos centrales. Estos organismos públicos han mostrado su especial compromiso en la transición de los sistemas financieros hacia economías más verdes y sostenibles. En el caso de España, el tesoro ya ha puesto en marcha un programa de bonos verdes soberanos con el objetivo de impulsar la financiación sostenible y diversificar la emisión de deuda pública (Tesoro Público, 2021).

Ante la creciente demanda por estos valores, se están creando cada vez más productos y servicios relacionados con calificaciones, índices y fondos ESG. Las agencias de rating ESG se han multiplicado en los últimos tiempos, de hecho, ya existen más de 125 calificadoras de activos sostenibles. Las más conocidas son Bloomberg ESG Data Service, ISS, MSCI ESG Risk, S&P Sustainability, Sustainalytics y Refinitiv (Latorre, 2022). Las metodologías adoptadas por todas estas agencias son diferentes, pero su interpretación tiene el mismo propósito, que es ayudar al inversor a tomar decisiones a través de las calificaciones. Los ratings ESG permiten al inversor identificar aquellas empresas que han adoptado las mejores prácticas desde el punto de vista de la sostenibilidad (Boffo y Patalano, 2020). Además, las calificaciones ESG son útiles para medir la forma en la que las compañías emplean sus recursos.

Para calificar un título desde el punto de vista del riesgo ESG hay que seguir tres criterios. En primer lugar, el medioambiental (E), en el cual se incluyen algunos factores como el uso de recursos naturales, iniciativas de emisiones de carbono, eficiencia energética, contaminación y sostenibilidad. En segundo lugar, el social (S), que incluye factores como la fuerza laboral, los derechos humanos o la privacidad de los datos. Por último, la gobernanza, en la que se tienen en cuenta aspectos como los pagos, las irregularidades contables, la divulgación y el fraude (Boffo y Patalano, 2020). La relación de cada uno de estos tres criterios, utilizados para evaluar la sostenibilidad de las empresas del NBI, con los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) se exponen en el anexo I del presente documento.

La gestión del riesgo es un factor a tener en cuenta a la hora de construir una cartera de inversión. Las calificaciones sostenibles proporcionan información sobre el riesgo del activo, de modo que aquellos valores con peor calificación son más volátiles en términos sostenibles (Boffo y Patalano, 2020).

En el presente trabajo de fin de grado se ha tomado como referencia el rating ESG de Sustainalytics, dado que ha sido la calificadora más sólida a lo largo de los últimos años, y tiene en cuenta todos los factores ambientales, sociales y de gobernanza (Latorre, 2022).

Sustainalytics es propiedad de la compañía estadounidense Morningstar, una entidad dedicada a ofrecer todo tipo de información financiera. Esta calificadora proporciona ratings y datos de alta calidad a las empresas e inversores institucionales como los fondos de inversión.

Durante más de treinta años, esta agencia de rating se ha centrado en proponer soluciones innovadoras que han permitido a los principales gestores de fondos detectar, comprender y gestionar los riesgos y oportunidades desde el punto de vista del factor sostenible.

Sustainalytics facilita el acceso a información relacionada con las buenas prácticas sostenibles de cientos de empresas, entre las cuales se encuentran las sociedades que cotizan en el índice NBI.

Las calificaciones de Sustainalytics miden la exposición de una empresa a los riesgos ESG propios de una industria y como de bien esa empresa está gestionando esos riesgos. Aúna los conceptos de gestión y exposición para llegar a una evaluación absoluta del riesgo ESG. En la tabla 1 aparecen representadas las cinco clases de riesgo ESG que pueden influir en el valor de una empresa.

Tabla 1. Clasificación del riesgo ESG por Sustainalytics.

Insignificante	Bajo	Medio	Alto	Grave
0-10	10-20	20-30	30-40	40+

Fuente: Elaboración propia a partir de la página web de Sustainalytics.

Las empresas con una calificación entre 0 y 10 tienen un riesgo ESG insignificante, las que tienen una calificación entre 10 y 20 un riesgo bajo, las que se encuentran entre 20 y 30 un riesgo medio, entre 30 y 40 un riesgo alto, y si poseen una calificación superior a 40 tienen un riesgo grave.

Aquellas compañías cuya calificación es inferior a 30 son sostenibles. En cambio, las que tienen una calificación superior a 30 no lo son, por lo que cuanto menor sea el rating de un valor, mejor desde el punto de vista de la sostenibilidad.

Además de la calificación del riesgo ESG, Sustainalytics ofrece otro tipo de información sobre el valor seleccionado. La entidad posiciona a cada empresa en un ranking, comparándola respecto a otras compañías de su sector y con todas las empresas que califica Sustainalytics. Esta información puede ser útil para los inversores puesto que pueden hacerse una idea sobre en qué situación se encuentra la empresa analizada, desde el punto de vista de las buenas prácticas ambientales, sociales y de gobernanza, respecto al resto de entidades.

1.3. Motivación.

Durante mi etapa como estudiante de Administración y Dirección de Empresas en la Universitat Politècnica de València han despertado mi interés materias relacionadas con el sector financiero. El funcionamiento de la bolsa, las cotizaciones, los índices bursátiles o incluso el mercado de renta fija, son algunos de los motivos por los cuales me he decantado por trabajar con valores de un índice.

Además, desde que soy muy pequeño me ha llamado mucho la atención el sector de la salud, por lo que aunar estos dos conceptos es algo que puede ser muy interesante desde el punto de vista económico y financiero. Particularmente, el sector biotecnológico ha estado en auge durante los últimos años, por lo que centrar mi investigación en este sector es un reto muy importante para mí. El índice Nasdaq Biotechnology (NBI) cumple con todos los criterios mencionados, y el hecho de no ser un índice bursátil tan conocido por el inversor, hace todavía más si cabe atractivo este estudio.

Las buenas prácticas medioambientales, los aspectos sociales y la sostenibilidad en general, es un tema muy latente hoy en día, por lo que abordar aspectos relacionados con esta materia es algo que consideraba necesario para mi TFG. Por ello, he decidido estudiar qué valores son eficientes y su relación con la sostenibilidad, dado que la calificación del riesgo ESG ha despertado mucho el interés de los inversores por incluir títulos sostenibles en sus carteras.

Por último, analizar la eficiencia de estas empresas, a través del análisis envolvente de datos (DEA) es la razón principal por la cual he decidido realizar este trabajo, ya que es una metodología nueva para mí y me va a nutrir de importantes nociones en el ámbito del análisis de datos.

En definitiva, el crecimiento del sector biotecnológico y del número de empresas que cotizan en el índice Nasdaq Biotechnology (NBI), la sostenibilidad y el estudio sobre qué empresas son eficientes, son los motivos fundamentales por los que he decidido centrar mi investigación en esta área.

1.4. Objetivo general del TFG.

El objetivo general de este trabajo de fin de grado es analizar la eficiencia de las empresas cotizadas en el índice NBI en el periodo 2018-2021 y su relación con la sostenibilidad.

1.5. Objetivos específicos del TFG.

Para el correcto desarrollo del proyecto, se han definido una serie de objetivos específicos con la finalidad de medir de una manera más concreta lo que se espera alcanzar con la realización de este trabajo de fin de grado.

- Analizar la influencia de las variables financieras en la eficiencia de las empresas cotizadas en el índice NBI.

- Analizar las principales características económico-financieras, de actividad, tamaño, nacionalidad y sostenibilidad de las empresas cotizadas en el índice NBI.
- Analizar la eficiencia de las empresas del NBI para cada año, sector y nacionalidad.

1.6. Asignaturas relacionadas con el TFG.

Entre las asignaturas que se encuentran relacionadas con el TFG se pueden hallar todas aquellas vinculadas a las finanzas. Especialmente dirección financiera, ya que es una asignatura en la que se imparten muchos de los conceptos que se van a tratar en este trabajo, tales como la bolsa, los índices bursátiles, los activos sostenibles, la rentabilidad financiera (ROE) o la rentabilidad económica (ROA). No obstante, también cabe destacar otras materias como economía financiera o banca y bolsa, en las que también se hace hincapié en los temas mencionados.

Por otro lado, también son de gran utilidad todas las asignaturas relacionadas con la estadística. Concretamente introducción a la estadística, econometría o métodos estadísticos en economía, ya que se enseñan conceptos como el análisis descriptivo o las distribuciones de frecuencia que resultan ser bastante aplicables en el análisis envolvente de datos (DEA). Además, se abordan aspectos muy relacionados con el análisis de regresión.

La asignatura de análisis y consolidación contable es necesaria para comprender la estructura financiera de las empresas que forman parte del índice NBI. Sin algunos conceptos previos de contabilidad, sería bastante complicado entender algunos de los resultados derivados del análisis de eficiencia.

Por último, asignaturas como macroeconomía resultan tener una alta aplicabilidad en la confección de este trabajo de fin de grado, ya que en esta se estudian algunos modelos económicos que permiten comprender mejor la metodología empleada.

1.7. Estructura del TFG.

El presente trabajo de fin de grado se divide en cinco partes. En la primera, se realiza una introducción al proyecto, en el cual se presenta el Índice Nasdaq Biotechnology, las empresas cotizadas en el mismo, su estructura financiera, las actividades que desarrollan, y los sectores principales en los que operan. También se introduce el concepto de riesgo ESG y la relación de estas empresas con la sostenibilidad, los motivos por los cuáles se lleva a cabo esta investigación, los objetivos del trabajo y las asignaturas relacionadas con la temática del TFG.

En segundo lugar, se incluye un apartado de antecedentes que proporciona un contexto más amplio sobre la temática del proyecto. Este apartado se centra en estudios previos que han abordado temas relacionados y que han desempeñado un papel fundamental en el desarrollo de la presente investigación.

En el tercer apartado, se brinda una descripción detallada de la metodología utilizada para llevar a cabo el trabajo, así como de las fuentes de información que se han empleado durante su desarrollo.

Posteriormente, en el cuarto apartado, se presentan de manera concisa y clara los resultados obtenidos a partir del estudio realizado. Se analizan y se exponen los hallazgos más relevantes, ofreciendo una visión completa y precisa de los datos recopilados.

Finalmente, en el último apartado, se presentan las conclusiones derivadas de la investigación. Se sintetizan los resultados y se extraen las implicaciones más importantes, brindando una visión general del impacto y las implicaciones del trabajo realizado.

2. ANTECEDENTES

El análisis de datos envolvente (DEA) es una técnica de programación lineal no paramétrica desarrollada en 1978 por A. Charnes y W.W. Cooper (Charnes y Cooper, 1978). Se considera una continuación de la investigación de Farrell, que se inició en 1957.

En la actualidad, cada vez más investigadores utilizan el DEA para medir la situación actual de las compañías biotecnológicas y farmacéuticas en términos de eficiencia, y proporcionar sugerencias para la mejora del desempeño de las empresas. Por ejemplo, un estudio seleccionó empresas chinas biomédicas desde 2017 hasta 2019 y estableció un modelo estático en DEA para analizar su eficiencia financiera (Wang, 2021). Los resultados muestran que, aunque la eficiencia financiera de las empresas chinas biotecnológicas no es demasiado alta, el nivel de estas ha ido aumentando conforme pasaban los años. Por otro lado, Zicheng (2018) aunó de manera innovadora el método Analytic Hierarchy Process (AHP) con DEA, obteniendo que en comparación con los factores de escala la falta de tecnología obstaculiza el rendimiento de empresas como Lunan Pharmaceutical. Este método es una técnica de toma de decisiones desarrollada por el matemático Thomas Saaty en la década de 1970 para estructurar y analizar problemas complejos que involucran múltiples criterios y alternativas. Mientras tanto, (Li et al., 2016) llevó a cabo un análisis factorial y empleó el análisis envolvente de datos para obtener información financiera de 58 empresas farmacéuticas cotizadas en China desde 2009 hasta 2013 y se concluyó en que la ineficiencia general del sector farmacéutico se debe también a la falta de inversión tecnológica.

En muchas de estas investigaciones se ha observado que las empresas se dividen en grupos para analizar la eficiencia económica de las mismas por regiones. Los estudios muestran que existen ciertas diferencias entre regiones en términos de eficiencia y desde el punto de vista de la innovación tecnológica. Xiong (2020) utilizó como muestra un panel con información de empresas pertenecientes al sector de la salud con el fin de estudiar la distribución de los recursos tecnológicos en la industria farmacéutica en cuatro localizaciones diferentes desde 2015 hasta 2017.

Otros autores han alcanzado logros importantes en sus carreras en el ámbito de la salud a partir del índice Malmquist. Haneda y Hashimoto (2008) utilizaron el modelo DEA convencional y el método del índice de productividad de Malmquist para analizar la eficiencia en I+D del sector farmacéutico en Japón desde el punto de vista empresarial. Los resultados revelan que la industria farmacéutica japonesa es cada vez menos productiva a raíz del fuerte descenso de los cambios tecnológicos. Además, Pannu, Kummar y Farooqui (2010) emplearon la metodología DEA para medir el aumento de la eficiencia y la productividad de la industria farmacéutica india durante un periodo de diez años, y descubrió que el incremento se debía principalmente al crecimiento de la eficiencia técnica. Qiu y Zhiyue (2015) utilizaron la metodología del índice de Malmquist para llevar a cabo un análisis empírico de la eficiencia operativa del sector biofarmacéutico chino desde los aspectos horizontal y vertical. Se concluyó en qué la eficiencia operativa total de la industria biofarmacéutica no es perfecta, y existe una gran divergencia de eficiencia entre regiones (Lin et al., 2021).

Atendiendo a todos estos trabajos de investigación en el campo farmacéutico, se obtiene que los estudios han empleado una gran variedad de métodos para analizar la eficiencia de las empresas pertenecientes al sector de la salud, sin embargo, aún existen ciertos aspectos en los que trabajar, mejorar y corregir algunas deficiencias. Además, todavía hay poca literatura referente al uso de la metodología DEA para analizar la eficiencia de empresas que cotizan en bolsa y desarrollan su actividad en la industria biotecnológica. Por otro lado, la bibliografía sobre los factores que influyen en la eficiencia y en la selección de variables sigue siendo ínfima. Por último, para las empresas de fabricación de productos farmacéuticos, las variables del entorno son muy importantes y tienen un impacto muy grande en la eficiencia de la empresa. Por lo tanto, el entorno de cada compañía debe tenerse en cuenta a la hora de estudiar la eficiencia de la empresa.

En las últimas décadas, la metodología DEA también ha sido empleada para valorar el rendimiento sostenible de las empresas cotizadas (Zhu, 2008) (Gao, 2011) (Zhang, 2018). A pesar de que estas investigaciones resultan ser aplicables al análisis envolvente de datos, todavía existen algunas imperfecciones. Concretamente los estudios recientes no consideran algunos de los criterios medioambientales tales como las emisiones de gases de efecto invernadero o la contaminación, y la mayor parte de las investigaciones se basan en indicadores económicos y sociales, por lo que resulta muy complicado examinar de forma precisa la sostenibilidad de las empresas. Algunos autores han empezado a incluir el índice de responsabilidad social y el índice de responsabilidad medioambiental en el sistema de índices de evaluación del desarrollo sostenible de las empresas para analizar la eficiencia de dichas compañías desde el punto de vista de la sostenibilidad, sin embargo, las investigaciones en este campo siguen siendo escasas (Fare et al., 1996) (Tyteca, 1997) (Suh et al., 2014) (Liu et al., 2017) (Schrippe y Ribeiro, 2018).

En conclusión, los investigadores de esta materia han logrado alcanzar ciertos progresos, que proporcionan una amplia referencia de ideas, las cuáles han sido de gran utilidad para el desarrollo de este proyecto.

3. METODOLOGÍA

3.1. Variables y datos.

Se ha elaborado una base de datos a partir de la información disponible en el sitio web www.investing.com a 31 de diciembre de 2021 con información económico-financiera de 371 empresas que cotizan en el índice NBI. El número de empresas incluidas en la misma es bastante amplio teniendo en cuenta que el índice está compuesto por un total de 373 compañías, es decir, quedan recogidas el 99,46% de las empresas cotizadas en el NBI.

Las principales variables financieras incluidas en la base de datos elaborada son: el activo, pasivo y patrimonio neto total, el número de acciones, el volumen de ingresos, el resultado de explotación, el resultado del ejercicio, la cotización de la acción al final de cada año y la capitalización bursátil de cada una de las empresas.

A partir de estos datos se han calculado otras variables financieras como el nivel de endeudamiento, la rentabilidad financiera (ROE), la rentabilidad económica (ROA) o la variación de la capitalización bursátil.

La ratio de endeudamiento, también conocido como ratio de deuda, es una medida que se utiliza para evaluar la proporción de deuda en relación con los recursos propios o el total de activos de una empresa. Proporciona información sobre el nivel de endeudamiento de una empresa y su capacidad para cumplir con sus obligaciones financieras.

Las empresas con ratios inferiores a 0,4 presentan niveles de endeudamiento bajos y por lo tanto se dice que tienen mucha autonomía financiera y que son lo suficientemente solventes. Sin embargo, las que superan el umbral de 0,6 tienen un volumen de deuda elevado y podrían tener problemas para afrontar la totalidad de sus obligaciones. La ratio de endeudamiento puede calcularse dividiendo el pasivo entre la totalidad de su estructura financiera (ecuación 1).

$$\text{Ratio de endeudamiento} = \frac{\text{Pasivo}}{\text{Pasivo} + \text{Patrimonio Neto}} \quad (1)$$

La rentabilidad financiera (ROE) es un indicador muy importante para el inversor, ya que mide la capacidad que tienen las empresas de producir valor para sus socios. Se expresa en porcentaje y se obtiene dividiendo el beneficio neto entre los fondos propios (ecuación 2).

$$\text{ROE} = \frac{\text{Beneficio neto}}{\text{Fondos propios}} \times 100 \quad (2)$$

La rentabilidad económica es una medida financiera utilizada para evaluar la eficiencia y la rentabilidad general de una empresa en relación con sus activos totales. También se conoce como retorno sobre los activos (ROA, por sus siglas en inglés) o rendimiento sobre la inversión (ROI, por sus siglas en inglés). Se obtiene dividiendo el resultado de explotación de la cuenta de pérdidas y ganancias entre el activo total (ecuación 3).

$$ROA = \frac{\text{Resultado de Explotación}}{\text{Activo}} \times 100 \quad (3)$$

Además, la base de datos cuenta también con información no financiera que es bastante útil para segmentar o dividir en grupos a las empresas con características similares. Por ejemplo, la región a la que pertenece cada empresa, la industria en la que desarrollan su actividad principal, la calificación del riesgo ESG o el número de empleados.

3.2. Análisis estadístico descriptivo.

Se realiza un análisis descriptivo con el fin de clasificar y sintetizar los datos financieros de los 371 valores del índice NBI disponibles en la base de datos, a través de un conjunto de procedimientos en los que los resultados obtenidos procuran no alejarse del propio conjunto de datos. Es decir, la finalidad del análisis descriptivo es analizar las diferentes características de las compañías que forman parte de dicho índice y construir un panel con información financiera y no financiera de estas empresas, deshaciéndose de los datos que no son necesarios y trabajando únicamente con elementos que sean representativos de la totalidad de las empresas del índice.

Todas estas empresas pertenecen al sector de la salud, pero dentro del mismo se van a clasificar los valores en función del tipo de industria en la que operan. Por otro lado, se van a dividir los valores en tres grupos, en función del país de residencia. En la base de datos hay una columna que clasifica como región 1 a las empresas estadounidenses, como región 2 a las europeas y como región 3 a las que se encuentran fuera de los dos continentes anteriores. Hay que destacar que la mayor parte de las compañías incluidas en el índice NBI son norteamericanas y que la representación de valores procedentes del resto del mundo es ínfima.

Se realiza una distribución de frecuencias sobre la calificación del riesgo ESG de las empresas, con la finalidad de conocer cómo se distribuyen las puntuaciones de sostenibilidad. El riesgo ESG es una variable unidimensional ($E = \text{riesgo ESG}$) dado que para cada empresa se tiene únicamente un valor, es decir, su calificación. Además, estos datos vienen dados en escalas de razón porque se trata de una unidad de medida en la que se pueden cuantificar las distancias entre las observaciones (Hernández, 2012). Las empresas que carecen de dicha calificación son excluidas de la muestra. El propósito es agrupar el riesgo ESG de cada empresa en varias categorías mutuamente excluyentes, designándole a cada calificación su frecuencia correspondiente. A partir de estos datos se obtiene la frecuencia absoluta (n_i) y la frecuencia absoluta acumulada (N_i).

$$N_i = \sum_{j=1}^i n_j = n_1 + \dots + n_i, N_k = N \quad (4)$$

También se calcula la frecuencia relativa (f_i) y la frecuencia relativa acumulada (F_i) para analizar los resultados en términos porcentuales.

$$F_i = \sum_{j=1}^i f_j = f_1 + \dots + f_i = \frac{N_i}{N}, F_k = 1 \quad (5)$$

El siguiente paso es realizar un análisis estadístico descriptivo teniendo en cuenta dos variables; la región (X) y la sostenibilidad (Y). De este modo, se puede obtener la cantidad total de empresas sostenibles y no sostenibles del índice NBI, y analizar la sostenibilidad de las empresas en cada región, obteniendo en cuál de todas se desarrollan las mejores prácticas en términos medioambientales, sociales y de gobernanza.

$$\sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^k n_{ij} = N \quad (6)$$

Donde N es la frecuencia total de empresas que tienen calificación de sostenibilidad, n_{ij} representa la frecuencia absoluta de cada uno de los valores que vienen dados por la pareja x_i, y_i que es la cantidad de veces que aparecen de forma simultánea x_i e y_i en el conjunto de la muestra, y N_{ij} es la frecuencia absoluta acumulada que se define como el sumatorio de los n_{ij} valores que tienen que ser igual a N .

Se calcula la frecuencia relativa (f_{ij}) de cada una de las parejas de valores x_i, y_i , para obtener el porcentaje de empresas localizadas en cada región, así como las que son sostenibles o no. Por definición la suma de todas las frecuencias relativas tiene que ser igual a 1.

$$f_{ij} = \frac{n_{ij}}{N} \quad (7)$$

$$\sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^k f_{ij} = 1 \quad (8)$$

Donde f_{ij} representa la frecuencia relativa de cada uno de los valores que vienen dados por la pareja x_i, y_i , que es el porcentaje de veces que aparecen de forma simultánea x_i e y_i en el conjunto de la muestra, y F_{ij} es la frecuencia relativa acumulada que se define como el sumatorio de los f_{ij} valores que tiene que ser el 100%.

El activo es un indicador financiero a partir del cual se puede medir la dimensión de las compañías del índice. Con la finalidad de homogeneizar el tamaño de las empresas se incluyen en el estudio aquellas que obtienen un valor entre -1 y 1 de la variable estandarizada del activo.

Para estandarizar la variable *Activo*, se le resta a cada valor (x_{ij}) la media (\bar{X}) y se divide entre la desviación estándar (S_x). Dados los activos $x_1, x_2, x_3 \dots x_n$ se obtienen los valores z_{ij} estandarizados:

$$z_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{X}}{S_x} \quad (9)$$

Donde z_{ij} es el activo estandarizado de la empresa i en el año j , x_{ij} es el activo de la empresa i en el año j , \bar{X} es el volumen medio de activo de todas las empresas del índice NBI durante los cuatro años analizados y S_x es la desviación típica.

Por último, se excluye de la muestra a aquellas compañías que presentan un patrimonio negativo en cualquiera de los cuatro años estudiados, y se lleva a cabo un análisis estadístico descriptivo a partir de la herramienta científica SPSS de las variables que se seleccionan como inputs y outputs en el análisis de eficiencia.

3.3. Análisis de eficiencia.

El análisis envolvente de datos (DEA) es un método no paramétrico de programación lineal que fue diseñado por A.Charnes y W.W.Cooper en 1978 (Charnes y Cooper, 1978) y es considerada una prolongación de la investigación de Farrell iniciada en 1957.

Para analizar la eficiencia de las empresas incluidas en el panel durante el periodo comprendido entre 2018 - 2021, se utiliza el Análisis Envolvente de Datos (DEA) con R Studio. Cada empresa en cada uno de los cuatro años estudiados representa una Unidad de Toma de Decisión (DMU). Los resultados de eficiencia del panel permiten identificar las empresas que forman parte de la superficie envolvente y comparar la eficiencia consigo misma a lo largo de los años.

El análisis envolvente de datos genera resultados de eficiencia que se expresan en una escala de 0 a 1. Dentro de esta escala, se considera eficiente a una DMU cuando su valor de eficiencia alcanza el máximo, es decir, 1. Por otro lado, las DMU que presentan valores inferiores a 1 se consideran ineficientes.

Esta forma de presentar los resultados de eficiencia en una escala de 0 a 1 permite una interpretación clara y sencilla. Cuanto más cercano esté el valor de eficiencia de una DMU a 1, mayor será su grado de eficiencia en comparación con las demás unidades evaluadas. Por el contrario, los valores inferiores a 1 indican que la DMU tiene un margen de mejora en cuanto a la utilización de sus recursos o la generación de resultados.

Se ha empleado el modelo básico radial con orientación input utilizando retornos variables a escala. Como inputs se han definido el volumen de activo, el nivel de endeudamiento y el número de empleados; y como outputs la rentabilidad financiera (ROE), la rentabilidad económica (ROA), la variación de la capitalización bursátil y la calificación del riesgo ESG. A este último se le ha añadido la condición de output indeseable dado que cuanto menor es la calificación mejor desde el punto de vista de la sostenibilidad.

$$\begin{aligned} & \min \theta - \epsilon \left(\sum_{i=1}^m s_i^- + \sum_{r=1}^s s_r^+ \right) \\ & \text{sujeto a} \\ & \sum_{j=1}^n \lambda_j x_{ij} + s_i^- = \theta x_{io} \quad i = 1, 2, \dots, m; \quad \sum_{j=1}^n \lambda_j y_{rj} + s_r^+ = y_{ro} \quad r = 1, 2, \dots, s; \\ & \lambda_j \geq 0 \quad j = 1, 2, \dots, n; \quad \sum_{j=1}^n \lambda_j = 1 \end{aligned} \tag{10}$$

Dónde x_{ij} ($x_{ij} \geq 0$) representa las cantidades de input i ($i = 1, 2, \dots, m$) consumidas por la j -ésima unidad e y_{rj} ($y_{rj} \geq 0$) representa las cantidades observadas de output r ($r = 1, 2, \dots, s$) producidas por la j -ésima unidad.

3.4. Análisis de regresión logística binaria multivariante.

Adicionalmente se realiza una regresión logística binaria multivariante, donde los resultados obtenidos a partir del análisis de eficiencia son variables dependientes dicotómicas que toman valor 1 si son eficientes y 0 si son ineficientes, para las cuáles se pretende valorar la correlación con otras variables independientes: activo, endeudamiento, empleados, ROE, ROA, variación de la capitalización bursátil y calificación del riesgo ESG (Aguayo, 2007).

Dicho análisis se lleva a cabo mediante la herramienta científica SPSS, empleándose el método de razón de verosimilitud (RV), un modelo que incluye todas las variables independientes seleccionadas, y elimina las que no tienen significación estadística alguna.

Mediante la regresión logística se mezclan variables cualitativas y cuantitativas. En el caso de la calificación del riesgo ESG se especifica que es una variable binaria que toma el valor 1 si la empresa es sostenible y 0 si no lo es. El resto de las variables predictoras son continuas. Se calcula de manera directa la razón de posibilidades (OR) de cada variable independiente a través de los coeficientes de regresión (β). Esta medida representa el riesgo de experimentar un resultado estimado para un valor específico (x), en comparación al riesgo reducido en una unidad ($x-1$).

A partir del análisis de regresión logística se formula la probabilidad de que una empresa que cotiza en el índice NBI hubiese sido eficiente en un año dado si únicamente se tiene en consideración las variables predictoras que no se eliminan del modelo. Este suceso se modeliza mediante la variable dependiente Y , y se definen las k variables independientes X_1, X_2, \dots, X_k , que son los inputs y outputs que se han empleado en el análisis de eficiencia, por lo tanto, la función logística queda representada de la siguiente forma:

$$P(Y = 1) = \frac{1}{1 + \exp(-\alpha - \beta_1 X_1 - \beta_2 X_2 - \beta_3 X_3 - \dots - \beta_k X_k)} \quad (11)$$

Donde $\alpha, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \dots, \beta_k$ son parámetros del modelo y \exp representa la función exponencial. La función exponencial se define como la expresión resultante de elevar la constante de Euler, también conocida como la base de los logaritmos neperianos, a la potencia indicada dentro del paréntesis. El valor aproximado de esta constante es 2,718, redondeado a la milésima.

Por último, para realizar el análisis de regresión logística, se selecciona una muestra con un número igual de empresas eficientes e ineficientes cada año dado el volumen tan elevado de datos incluidos en el panel.

4. RESULTADOS

4.1. Resultados del análisis descriptivo.

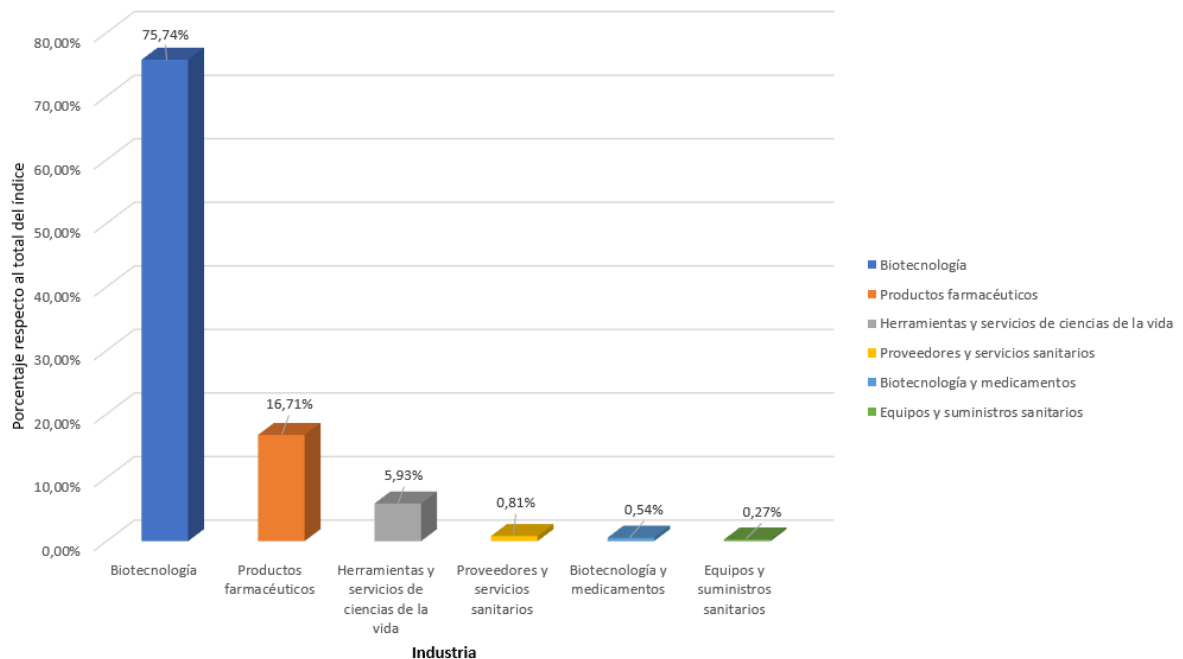
4.1.1. Análisis descriptivo por industria y localización geográfica.

En primer lugar, se clasifican las empresas que forman parte del índice NBI en función de la industria a la que pertenecen. Hay que tener en cuenta que todas ellas se incluyen en el sector de la salud, pero dentro del mismo estas compañías pueden desarrollar su actividad en diferentes tipos de industria.

La industria más importante es la biotecnología, ya que tal y como se refleja en el gráfico 2, más de un 75% de las sociedades que cotizan en el índice NBI desarrollan su actividad dentro de dicha industria. Por otro lado, las empresas de productos farmacéuticos también tienen un peso importante dentro del índice, dado que representan alrededor del 16% sobre el total de los valores.

También se pueden encontrar empresas que desarrollan su actividad en industrias como la biotecnología y medicamentos, equipos y suministros sanitarios, herramientas y servicios de ciencias de la vida o proveedores y servicios sanitarios. Sin embargo, la representación de este tipo de compañías en el índice es prácticamente insignificante.

Gráfico 2. Porcentaje de empresas del índice NBI que pertenecen a cada industria.

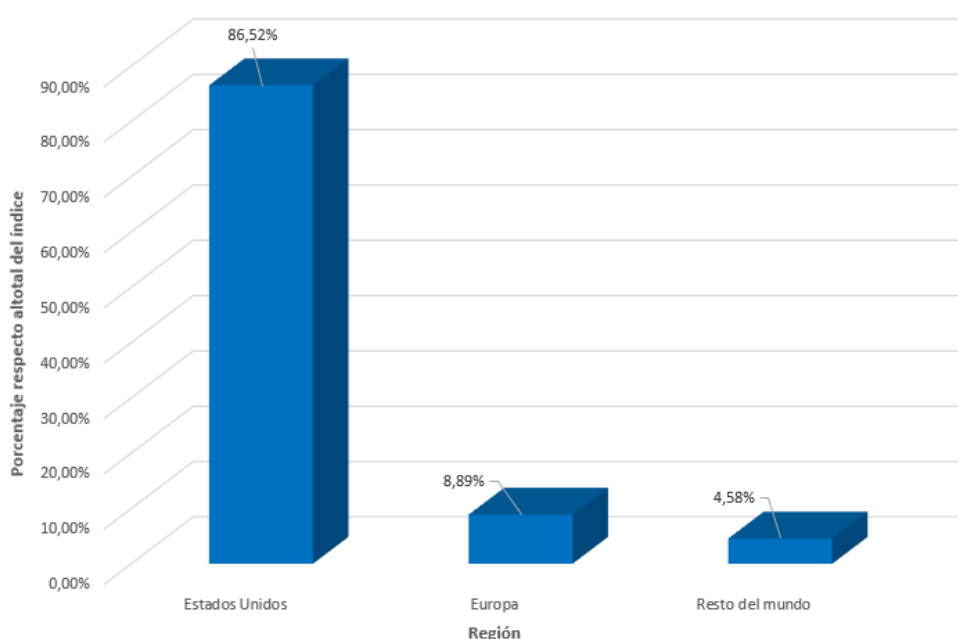


Fuente: Elaboración propia a partir de la base de datos.

En segundo lugar, se han clasificado las empresas según su región. En el gráfico 3 se puede ver como la mayor parte de las empresas que componen el índice NBI son estadounidenses. De las 371 compañías 321 son norteamericanas, lo que representa un 86,52% sobre el total de entidades que pertenecen al índice.

El número de empresas europeas es más reducido, pues únicamente forman parte del índice 33, lo que supone el 8,89% sobre el total de las compañías. No obstante, la cantidad de valores que se encuentran fuera de las dos localizaciones geográficas anteriores es todavía menor, ya que, tan solo son 17 empresas que representan el 4,58% sobre el total. Los países más destacados dentro de esta última región son Canadá, China, Israel, Hong Kong o Singapur.

Gráfico 3. Porcentaje de empresas del índice NBI que pertenecen a cada región.



Fuente: Elaboración propia a partir de la base de datos.

4.1.2. Distribución de frecuencias de la sostenibilidad de las empresas del NBI.

Se realiza una distribución de frecuencias sobre el riesgo ESG de las empresas que componen el índice NBI y han sido calificadas por la agencia de rating Sustainalytics. En este contexto, se excluyen del análisis 38 compañías del índice que no han sido calificadas, centrandó dicho estudio en las 332 sociedades restantes.

El propósito es agrupar el riesgo ESG de cada empresa en varias categorías mutuamente excluyentes, designándole a cada calificación su frecuencia correspondiente. A partir de estos datos se obtiene la frecuencia absoluta, la frecuencia absoluta acumulada, la frecuencia relativa y la frecuencia relativa acumulada.

Dado que el volumen de datos que se analiza es muy elevado, se agrupan en clases. Se trata de realizar una distribución de frecuencias que debe fijarse como una ordenación de datos en clases o categorías, que determinan para cada una de las mismas, la cantidad de elementos que contienen. Para delimitar el número de clases (K) se ha seguido la regla de Sturges (ecuación 12), que establece que:

$$K = 1 + 3,322 \log N \quad (12)$$

No obstante, aplicando esta regla se obtiene un número decimal, por lo que se añade una restricción en Excel para que las cifras sean enteras. Tal y como se refleja en la tabla 2, se obtiene un total de 10 categorías (número de clases). En la ecuación 13 se halla el rango (R) haciendo la diferencia entre el límite superior (x_n) y el límite inferior (x_1).

$$R = x_n - x_1 \quad (13)$$

De esta forma se calcula la amplitud (I) (ecuación 14) que mide la diferencia entre el límite superior e inferior de cada clase o categoría.

$$I = \frac{x_n - x_1}{K} = \frac{R}{K} \quad (14)$$

En la tabla 2 se muestran los resultados del presente análisis estadístico.

Tabla 2. Resultados límite inferior, superior, rango, número de clases y amplitud.

Número de empresas con calificación ESG	322
Límite inferior	10,3
Límite superior	52,5
Rango	42,2
Número de clases	10
Amplitud	4,22

Fuente: Elaboración propia a partir de Microsoft Excel

Atendiendo a los datos de la tabla 2, se obtiene que la empresa con mejor calificación sostenible en el índice NBI presenta un rating ESG de 10,3. En cambio la empresa con peor calificación recibe una puntuación de 52,5. Como los datos se han agrupado por categorías, la frecuencia absoluta es el número de datos que tiene cada clase. En la tabla 3 se pueden ver las 10 clases o categorías agrupadas.

Tabla 3. Categorías según el riesgo ESG.

Clases
10,30 - 14,52
14,52 – 18,74
18,74 – 22,96
22,96 – 27,18
27,18 – 31,40
31,40 – 35,62
35,62 – 39,84
39,84 – 44,06
44,06 – 48,28
48,28 – 52,50

Fuente: Elaboración propia a partir de Microsoft Excel

El siguiente paso es obtener el punto medio o marca de clase (m_i), con la finalidad de conocer el promedio de los límites reales. Se calcula sumando el límite inferior y el límite superior de cada clase dividiéndolo entre dos. En la tabla 4 se muestra la marca de clase, la frecuencia absoluta (n_i) y la frecuencia relativa (f_i).

Tabla 4. Resultados derivados de la distribución de frecuencias del rating ESG de las empresas del índice NBI.

Clases	m_i	n_i	f_i
10,30 - 14,52	12,41	2	0,61%
14,52 - 18,74	16,63	0	0,00%
18,74 - 22,96	20,85	18	5,45%
22,96 - 27,18	25,07	33	10,00%
27,18 - 31,40	29,29	41	12,42%
31,40 - 35,62	33,51	116	35,15%
35,62 - 39,84	37,73	44	13,33%
39,84 - 44,06	41,95	54	16,36%
44,06 - 48,28	46,17	19	5,76%
48,28 - 52,50	50,39	3	0,91%

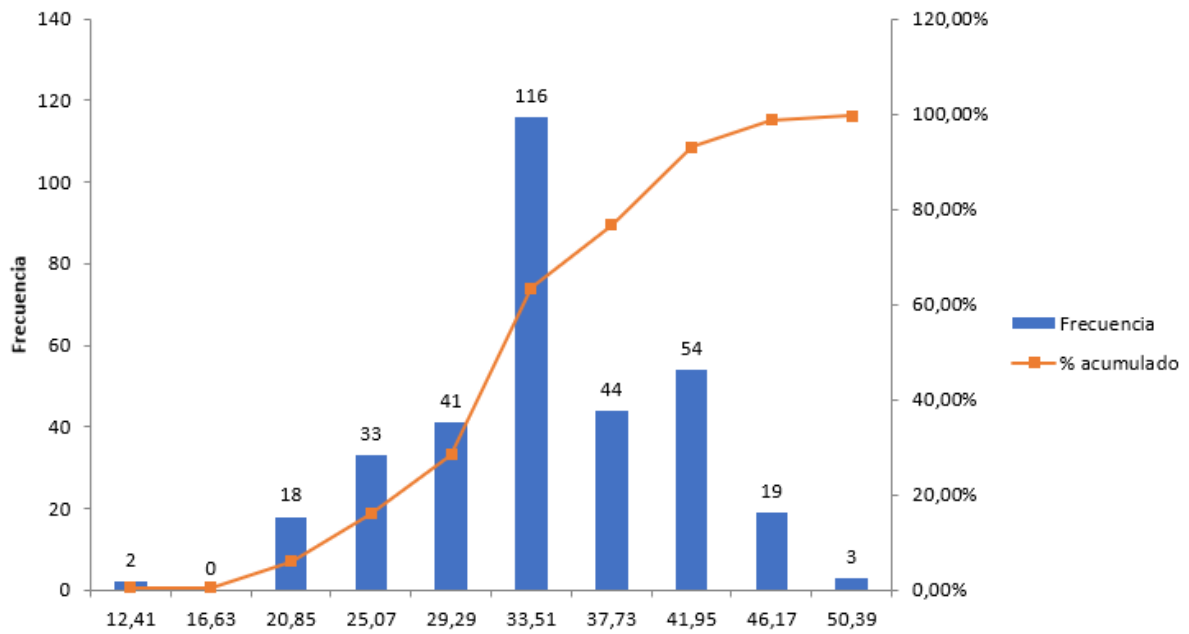
Fuente: Elaboración propia a partir del rating ESG de Sustainalytics.

A partir de los resultados obtenidos, se ha elaborado un histograma (gráfico 4) que representa tanto la frecuencia absoluta como la frecuencia absoluta acumulada. Este histograma permite visualizar la distribución de las calificaciones en diferentes categorías. Al analizar el histograma, una de las conclusiones relevantes es que la marca de clase $m_i = 33,51$ aglutina algo más de un tercio de las calificaciones totales $n_i = 116$.

Este hallazgo plantea preocupaciones desde el punto de vista de la sostenibilidad de las empresas del índice NBI. La concentración significativa de calificaciones en la marca de clase $m_i = 33,51$ indica que una gran parte de las empresas evaluadas se encuentra en categorías que no son consideradas sostenibles. Esto sugiere que existe una proporción considerable de empresas en el índice que enfrentan desafíos en términos de sostenibilidad en diferentes aspectos, como el medio ambiente, la responsabilidad social o la gobernanza.

Esta conclusión resalta la necesidad de tomar medidas para fomentar la sostenibilidad en las empresas del índice NBI. Es importante buscar estrategias y acciones que promuevan la adopción de prácticas más sostenibles en las organizaciones, con el objetivo de mejorar su desempeño en aspectos relacionados con la sostenibilidad.

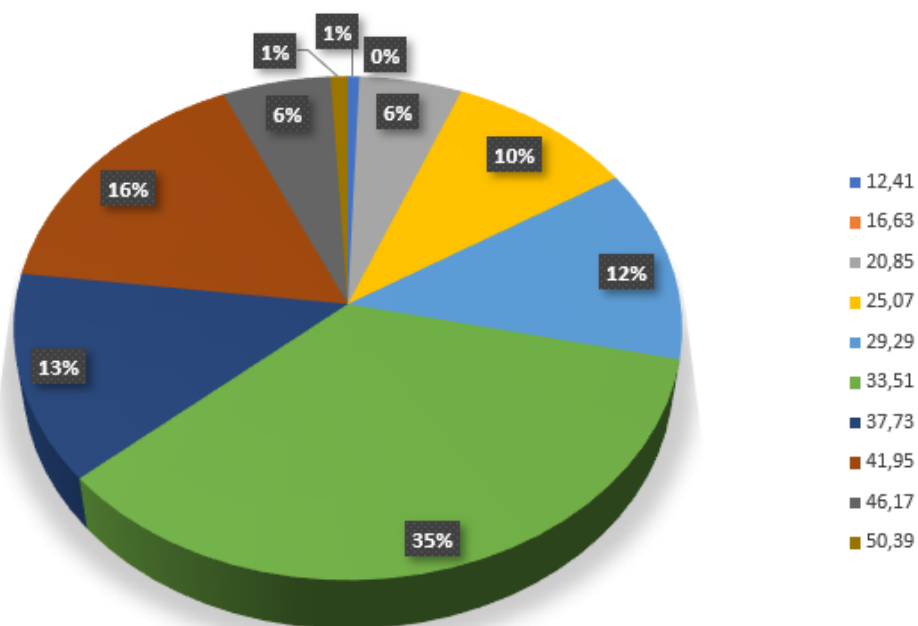
Gráfico 4. Histograma frecuencia absoluta por clases de riesgo ESG.



Fuente: Elaboración propia a partir de la calificación de Sustainalytics.

Por otro lado, se elabora un gráfico circular en el que se observan las frecuencias relativas para cada una de las marcas de clase. Teniendo presente la información del histograma anterior, se ratifica que la marca de clase $m_i = 33,51$ representa alrededor del 35% de los datos.

Gráfico 5. Frecuencias relativas de las clases del riesgo ESG.



Fuente: Elaboración propia a partir de la calificación de Sustainalytics.

4.1.3. Distribución de frecuencias de la sostenibilidad en cada una de las regiones.

En el presente apartado, se realiza un análisis descriptivo de la sostenibilidad en cada una de las regiones de las empresas que componen el índice NBI a partir de una distribución de frecuencias. Se lleva a cabo un análisis estadístico descriptivo bidimensional porque para cada empresa se tienen en cuenta dos variables (X, Y) . La variable X representa la región a la que pertenece una determinada empresa, y la variable Y su sostenibilidad.

De este modo se puede obtener la cantidad de empresas sostenibles en cada región. Además, se puede realizar una comparación y hallar en que localización geográfica hay un porcentaje mayor de empresas sostenibles. En las tablas 5 y 6 se definen las variables X e Y y cada uno de los valores (x_i, y_i) que pueden tomar.

Tabla 5. Regiones a las que pertenecen las empresas del índice NBI.

Variable X	REGIÓN
x_1	<i>Estados Unidos</i>
x_2	<i>Europa</i>
x_3	<i>Resto del mundo</i>

Tabla 6. Clasificación de las empresas según su sostenibilidad.

Variable Y	SOSTENIBILIDAD
y_1	<i>Sostenibles</i>
y_2	<i>No sostenibles</i>

Atendiendo a la información obtenida a partir de Sustainalytics, se han clasificado como sostenibles aquellas compañías con una calificación inferior a los 30 puntos, y como no sostenibles las que tienen un rating superior a esta cifra.

El análisis estadístico se efectúa sobre las 332 empresas (frecuencia total) que cotizan en el índice NBI y tienen calificación del riesgo ESG. En la tabla 7 se muestran la cantidad de empresas sostenibles y no sostenibles en cada localización geográfica, y en la tabla 8 el porcentaje que representa respecto a la frecuencia total.

Tabla 7. Cantidad de empresas sostenibles y no sostenibles en cada región.

Y = SOSTENIBILIDAD X = REGIÓN	y₁ = Sostenibles	y₂ = No Sostenibles	Total
<i>x₁ = Estados Unidos</i>	67	231	298
<i>x₂ = Europa</i>	9	14	23
<i>x₃ = Resto del mundo</i>	3	8	11
<i>Total</i>	79	253	332

Fuente: Elaboración propia a partir de Microsoft Excel.

Tabla 8. Porcentaje de empresas sostenibles y no sostenibles sobre el total de empresas del índice NBI.

Y = SOSTENIBILIDAD X = REGIÓN	y₁ = Sostenibles	y₂ = No Sostenibles	Total
<i>x₁ = Estados Unidos</i>	20,18%	69,58%	89,76%
<i>x₂ = Europa</i>	2,71%	4,22%	6,93%
<i>x₃ = Resto del mundo</i>	0,90%	2,41%	3,31%
<i>Total</i>	23,80%	76,20%	100%

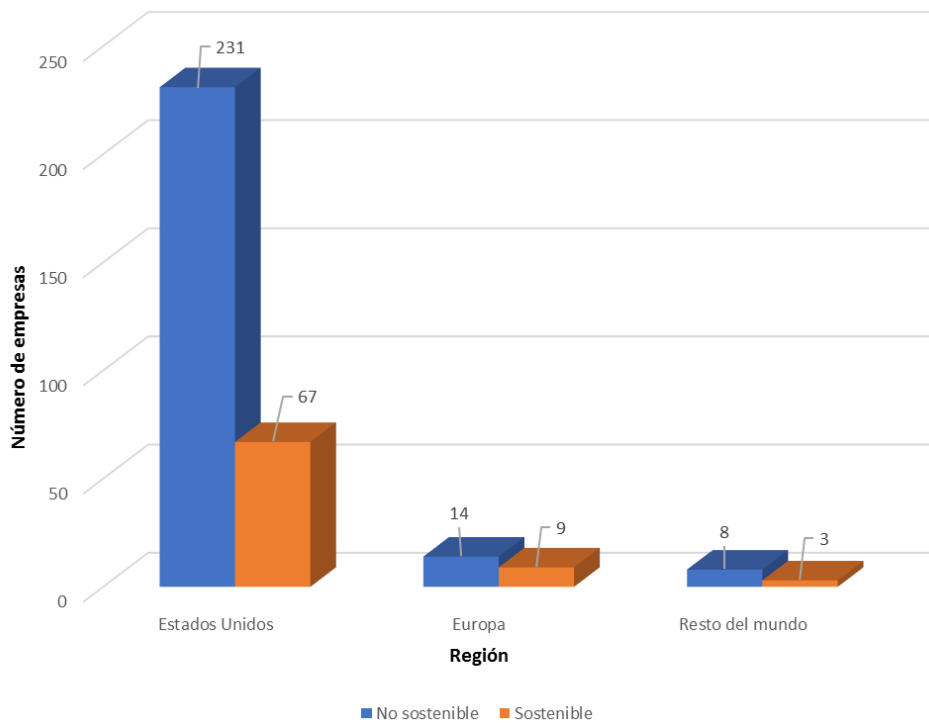
Fuente: Elaboración propia a partir de Microsoft Excel.

Al examinar en detalle la composición del índice NBI, se puede observar que la mayoría de las empresas que lo conforman son de origen estadounidense. Este hallazgo destaca la influencia significativa que tienen las compañías estadounidenses en la conformación y el desempeño del índice.

Sin embargo, es importante señalar que, de las 332 empresas que han sido evaluadas en términos de riesgo ESG (ambiental, social y de gobernanza), únicamente 79 han logrado obtener una calificación que las clasifica como sostenibles. Este número representa solo el 23,80% del total de empresas evaluadas, lo que indica que la gran mayoría, es decir, el 76,20%, no ha alcanzado los estándares necesarios para ser consideradas sostenibles.

Para visualizar de manera más clara la distribución de empresas sostenibles por región, se ha incluido el gráfico 6. Este gráfico proporciona una representación visual de la cantidad de empresas sostenibles en cada región, lo que permite identificar las disparidades y áreas de oportunidad en términos de sostenibilidad en diferentes partes del mundo.

Gráfico 6. Cantidad de empresas sostenibles en cada región.



Fuente: Elaboración propia a partir de Microsoft Excel.

También se puede llegar a la conclusión de que Europa es la región con más empresas sostenibles dentro del índice, ya que en la tabla 9 se observa que el 39,13% de las empresas europeas que cotizan en el índice NBI son sostenibles. En cambio, las empresas estadounidenses resultan ser las menos sostenibles, en parte porque es la región con mayor representación.

Tabla 9. Porcentaje de empresas sostenibles sobre el total de compañías en cada región.

$Y = SOSTENIBILIDAD$	$y_1 = Sostenibles$	$y_2 = No Sostenibles$	Total
$X = REGIÓN$			
$x_1 = Estados Unidos$	22,48%	77,52%	100%
$x_2 = Europa$	39,13%	60,87%	100%
$x_3 = Resto del mundo$	27,27%	72,73%	100%

Fuente: Elaboración propia a partir de Microsoft Excel

4.1.4. Análisis descriptivo del tamaño de las empresas del índice NBI.

Se realiza un análisis estadístico descriptivo sobre el tamaño de las empresas que componen el NBI, con el fin de obtener una muestra que sea representativa de todo el índice. El análisis de eficiencia se ha centrado únicamente en aquellas compañías de las cuáles se tiene información del periodo comprendido entre 2018 y 2021. En la base de datos hay 224 empresas con información referente a estos 4 años, por lo que se ha decidido excluir al resto de dicho estudio.

La cantidad de datos con los que se trabaja es bastante elevada, teniendo en cuenta que la base de datos cuenta con un gran número de indicadores financieros y no financieros para cada uno de los cuatro años estudiados.

Uno de los aspectos más relevantes en la eficiencia, es analizar entre si empresas que tengan cierta correlación de los inputs empleados. Por ejemplo, el tamaño es un buen indicador para agrupar a las organizaciones. En este contexto, se realiza una distribución de frecuencias sobre el activo para cada uno de los cuatro años mencionados, ya que es una variable financiera muy útil para hacerse una idea de la dimensión de las compañías que cotizan en el índice NBI.

Tal y como se ha comentado en el apartado de metodología, para saber si una empresa es grande o pequeña, se estandariza el volumen de activo de todas ellas en cada uno de los cuatro años estudiados. Esta técnica consiste en transformar la variable unidimensional $E = Activo$ en una variable estandarizada $z = Activo$. Para estandarizar la variable *Activo*, se le resta a cada valor (x_{ij}) la media (\bar{X}) y se divide entre la desviación estándar (S_x).

Dados los activos $x_1, x_2, x_3 \dots x_n$ se obtienen los valores z_{ij} estandarizados:

$$z_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{X}}{S_x}$$

Donde z_{ij} es el activo estandarizado de la empresa i en el año j , x_{ij} es el activo de la empresa i en el año j , \bar{X} es el volumen medio de activo de todas las empresas del índice NBI durante los cuatro años analizados y S_x es la desviación típica.

A partir de Microsoft Excel, se calcula la media (\bar{X}) y la desviación típica (S_x) del volumen de activo de las 224 empresas desde 2018 hasta 2021:

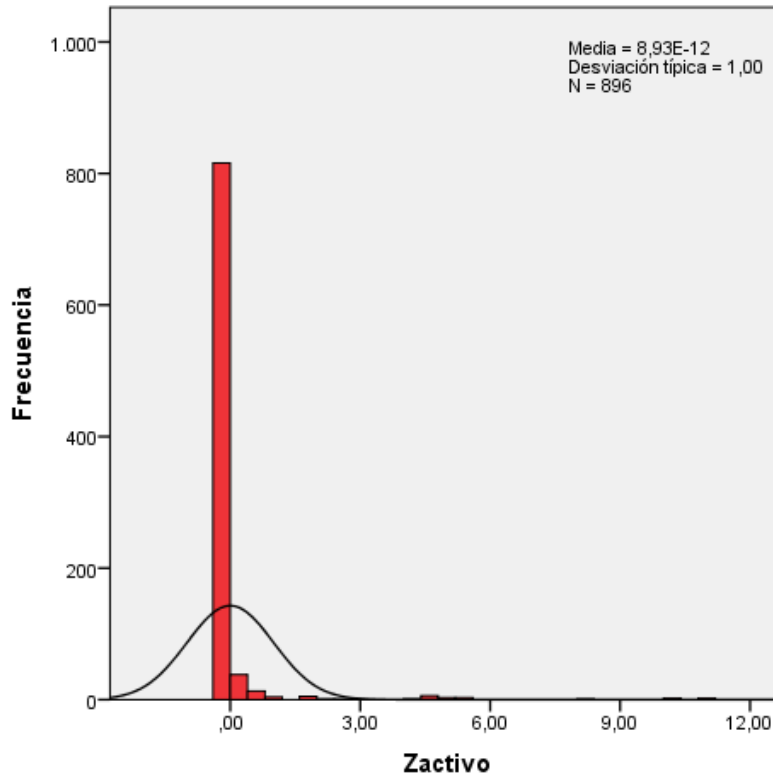
$$\bar{X} \text{ activo} = 2.657,78 \text{ millones de USD}$$

$$S_x \text{ activo} = 12.302,41 \text{ millones de USD}$$

Una vez calculada la media y la desviación típica, se procede al cálculo de los activos estandarizados z_{ij} . El promedio de todos los valores estandarizados es $\bar{X} = 0$ y la desviación típica estandarizada $S_x = 1$, tal y como se establece en cualquier distribución normal estándar $N(0,1)$. Los z activos con valores inferiores a 0 están por debajo de la media, mientras que cuanto mayor es z_i más se aleja del promedio de la muestra.

A partir de la herramienta científica SPSS, se ha realizado una distribución de frecuencias de los z activos (gráfico 7), y se obtiene que la mayoría de las empresas que componen el índice NBI son pequeñas dado que los valores estandarizados se sitúan por debajo de la desviación típica ($S_x = 1$).

Gráfico 7. Distribución normal estándar $N(0,1)$ del volumen de activo de las empresas del NBI.



Fuente: Elaboración propia a partir de SPSS.

Tal y como se refleja en el gráfico 7, la cantidad de empresas con un activo z_{ij} superior a la desviación típica ($S_x = 1$) es ínfima. Por este motivo, se decide excluirlas de la muestra porque no son representativas de la mayoría de las empresas que forman parte del índice NBI, y podrían condicionar mucho el análisis.

Siguiendo el criterio de la distribución normal estándar, se escogen en la muestra aquellas empresas con un valor z_{ij} situado entre -1 y 1. Por último, se ha decidido excluir de la misma a las compañías que presentan un patrimonio negativo en cualquiera de los cuatro años a estudiar, quedando reducido el panel sobre el que se evalúa la eficiencia en 164 empresas. Es decir, el análisis de eficiencia se va a llevar a cabo sobre 656 unidades de toma de decisión, cuatro por cada empresa analizada.

4.1.5. Análisis estadístico descriptivo de las principales variables del panel.

De las 373 empresas cotizadas en el índice NBI, únicamente 164 cumplen con los criterios establecidos y se incluyen en el panel. Los resultados derivados del análisis estadístico descriptivo (tabla 10) revelan que el volumen medio del activo de estas empresas se ha casi duplicado desde 2018 hasta 2021, en parte, porque las empresas están invirtiendo más en activos intangibles. A raíz de esto, se ha generado un ligero incremento en el nivel medio de endeudamiento de las compañías.

Los activos intangibles son derechos como patentes o marcas que son susceptibles de convertirse en dinero. La tecnología evoluciona constantemente, por lo que el valor de una empresa depende mucho de los esfuerzos del personal para realizar desarrollos tecnológicos. Al tratarse de activos que no son físicos, y su dificultad para convertirlos rápidamente en efectivo, hacen que el cálculo del valor real de estas empresas sea especialmente complejo.

A pesar del aumento del endeudamiento medio, la deuda de la mayoría de estas empresas sigue siendo reducida, ya que todavía mantienen ratios de endeudamiento bajos, con un promedio inferior a 0,4. Esto significa que mayoritariamente las empresas del índice NBI tienen mucha autonomía financiera, presentan un exceso de capitales propios y siguen una estrategia de financiación bastante conservadora.

El volumen medio de empleados se mantiene prácticamente estable durante los cuatro años, aunque sigue siendo muy elevado para lo pequeñas que son estas empresas. Además, se observa una alta variabilidad del personal entre las distintas empresas, tal y como refleja la desviación típica.

Durante el análisis de los últimos cuatro años, se ha observado una tendencia preocupante con relación a la rentabilidad financiera (ROE) media de los accionistas de las empresas cotizadas en el índice NBI. De manera alarmante, los resultados revelan que dicha rentabilidad se encuentra en números negativos, lo que indica que los inversores están experimentando pérdidas en sus inversiones.

Esta situación es motivo de gran inquietud para los participantes del índice, ya que implica que, a medida que transcurren los años, la situación empeora en lugar de mejorar. Este deterioro progresivo de la rentabilidad financiera constituye una seria advertencia para los inversores, quienes ven disminuir el valor de sus activos y enfrentan dificultades para obtener un rendimiento positivo en sus inversiones.

El hecho de que la rentabilidad financiera media sea negativa durante el periodo analizado refleja un panorama desalentador y plantea interrogantes acerca de las estrategias de inversión implementadas por las empresas cotizadas en el índice NBI. Los inversores deben examinar detenidamente los factores que han llevado a esta situación, evaluar los riesgos asociados y considerar alternativas para proteger su capital y buscar mejores oportunidades de inversión.

Además, se observa que las empresas cotizadas en el índice NBI han empeorado su capacidad para generar beneficios a partir de sus activos tal y como refleja la ROA, lo cual no es para nada positivo desde el punto de vista del desempeño económico de las

compañías. Este fenómeno puede tener múltiples implicaciones, como una posible ineficiencia en la gestión de los recursos, una disminución en la productividad o cambios desfavorables en el entorno económico en el que operan estas compañías.

La calificación del riesgo ESG de Sustainalytics se mantiene constante a lo largo de cada periodo de tiempo. Un punto negativo es que el promedio de esta variable resulta ser superior a 30, lo que indica que las empresas que componen el índice NBI no tienden a ser sostenibles como se ha expuesto en el apartado 4.1.2 del presente trabajo en el que se realiza una distribución de frecuencias de la sostenibilidad de dichas compañías.

Tabla 10. Resultados derivados del análisis estadístico descriptivo de las principales variables del panel.

Año		Activo	Deuda	Empleados	ROE	ROA	Índice ESG
2018	Media	606,90	0,29	628,19	-0,71	-0,29	32,87
	Mediana	259,65	0,22	203,50	-0,36	-0,28	33,00
	Desv. típ.	1038,84	0,22	2044,08	2,77	0,43	6,10
	Mínimo	9,52	0,01	5	-32,94	-2,80	20
	Máximo	7254,91	0,95	24310	4,16	2,13	50
2019	Media	737,23	0,33	628,20	-0,95	-0,33	32,87
	Mediana	310,25	0,28	203,50	-0,44	-0,31	33,00
	Desv. típ.	1274,77	0,22	2044,09	3,25	0,34	6,10
	Mínimo	14,12	0,01	5	-34,69	-1,98	20
	Máximo	8318,47	0,97	24310	0,82	0,53	50
2020	Media	985,30	0,31	628,21	-0,45	-0,25	32,87
	Mediana	460,41	0,25	203,50	-0,35	-0,22	33,00
	Desv. típ.	1603,11	0,21	2044,09	0,64	0,28	6,10
	Mínimo	3,75	0,04	5	-5,21	-1,68	20
	Máximo	11751,81	0,86	24310	0,85	0,53	50
2021	Media	1135,57	0,36	625,77	-3,03	-0,32	32,87
	Mediana	484,70	0,30	211,50	-0,41	-0,27	33,00
	Desv. típ.	1968,76	0,24	2042,34	28,41	0,37	6,10
	Mínimo	32,43	0,03	5	-363,81	-2,65	20
	Máximo	13432,50	0,99	24310	2,04	0,41	50
Total	N	656	656	656	656	656	656
	Media	866,25	0,32	627,59	-1,28	-0,30	32,87
	Mediana	350,43	0,27	205,00	-0,39	-0,28	33,00
	Desv. típ.	1523,09	0,22	2038,96	14,37	0,36	6,09
	Mínimo	3,75	0,01	5	-363,81	-2,80	20
	Máximo	13432,50	0,99	24310	4,16	2,13	50

Fuente: Elaboración propia a partir de la herramienta científica SPSS.

En el anexo II se presentan los histogramas año a año de las variables de la tabla 10.

4.2. Resultados del análisis de eficiencia.

En la tabla 11 se presentan los principales resultados estadísticos derivados de la evaluación de todas las unidades de toma de decisión utilizando el modelo básico radial con orientación input y retornos variables a escala. Esta tabla proporciona información relevante sobre el promedio de eficiencia, la desviación típica, el valor mínimo y el valor máximo obtenidos en dicho análisis.

Es importante destacar que se recopilan un total de 656 observaciones teniendo en cuenta que en el panel se incluye un amplio conjunto de información de 164 empresas en un periodo que abarca cuatro años (2018 – 2021).

El análisis de eficiencia y los resultados estadísticos presentados en la tabla 11 ofrecen una visión completa y detallada del desempeño de las unidades de toma de decisión evaluadas. Estos datos son fundamentales para comprender y evaluar la eficacia del modelo utilizado en el proceso de toma de decisiones en el contexto de las empresas estudiadas.

Tabla 11. Análisis descriptivo de los resultados de eficiencia.

Media	0,41
Desviación típica	0,28
Valor máximo	1
Valor mínimo	0,04

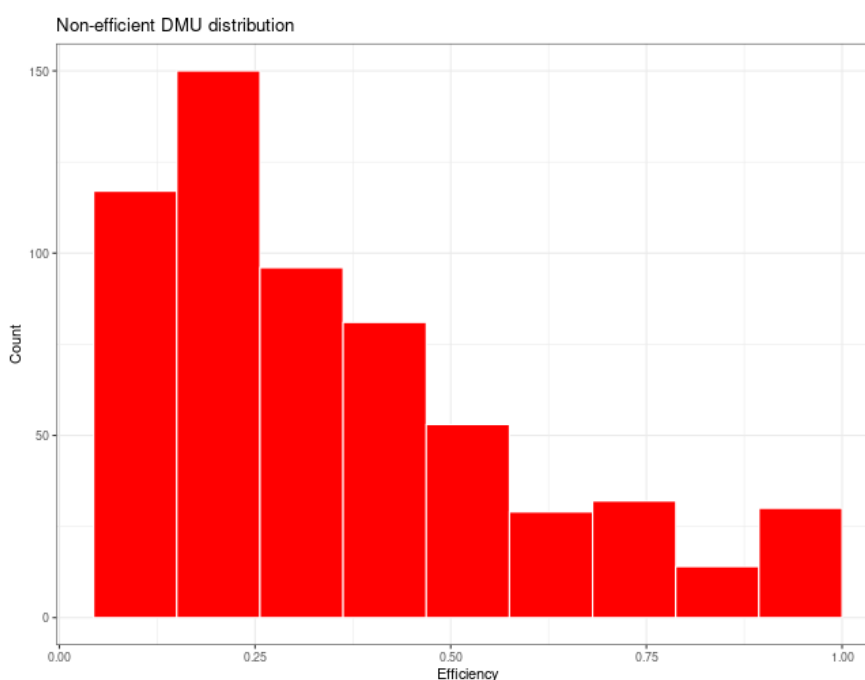
Fuente: Elaboración propia a partir del análisis envolvente de datos en R Studio.

El promedio de eficiencia obtenido es bastante reducido. De hecho, se observa que la mayoría de las puntuaciones de eficiencia de las unidades de toma de decisión ineficientes presentan valores muy bajos, tal y como se refleja en el gráfico 8. Esta situación indica que existe una deficiente relación entre los recursos empleados y los resultados obtenidos por parte de las empresas.

Los resultados sugieren la necesidad de implementar estrategias de mejora en la gestión de los inputs, con el objetivo de que las compañías alcancen una mayor eficiencia en su desempeño. Una gestión adecuada de los recursos contribuiría notablemente a la mejora de los resultados y a la optimización de su rendimiento.

En ese aspecto, es importante llevar a cabo un análisis exhaustivo de los factores que inciden en la ineficiencia de estas empresas, de modo que se puedan hallar los campos en los que se pueden efectuar mejoras y corregir las deficiencias detectadas.

Gráfico 8. Distribución de frecuencias de las DMU ineficientes.



Fuente: Elaboración propia a partir del análisis envolvente de datos en R Studio.

El análisis de la eficiencia de las empresas cotizadas en el índice NBI a lo largo de los años ha permitido obtener información muy valiosa sobre el desempeño de estas. En la tabla 12 se muestra el número de empresas eficientes e ineficientes cada año, la puntuación media, la desviación típica, el valor mínimo y el valor máximo de eficiencia de las empresas del panel en cada uno de los cuatro años estudiados (2018 -2021), con el fin de poder comparar el rendimiento de las empresas del índice en diferentes periodos de tiempo.

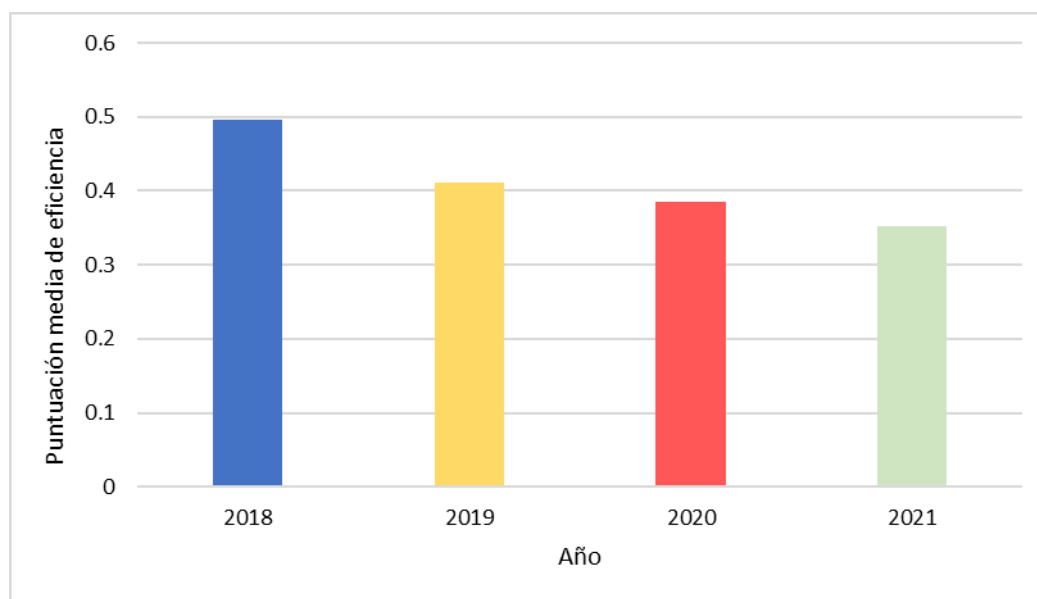
Tabla 12. Estadístico descriptivo de las puntuaciones de eficiencia obtenidas cada año.

Año	2018	2019	2020	2021
Eficientes	25	12	11	10
Ineficientes	139	152	153	154
Media	0,49	0,41	0,38	0,35
Desv. típica	0,31	0,28	0,27	0,26
Valor máximo	1	1	1	1
Valor mínimo	0,05	0,05	0,04	0,04

Fuente: Elaboración propia a partir del análisis envolvente de datos en R Studio.

En el gráfico 9 se observa la evolución de la puntuación media de eficiencia de las empresas cotizadas en el índice NBI incluidas en el panel durante el periodo de 2018 – 2021.

Gráfico 9. Evolución de la puntuación media de eficiencia de las empresas cotizadas en el índice NBI.



Fuente: Elaboración propia a partir de Microsoft Excel.

Los resultados del gráfico 9 indican que, por lo general, los scores medios de eficiencia se han ido reduciendo de forma progresiva a lo largo de los cuatro años estudiados. Este hecho muestra que las empresas están sufriendo más dificultades para alcanzar sus objetivos y mantener una posición competitiva dentro del sector.

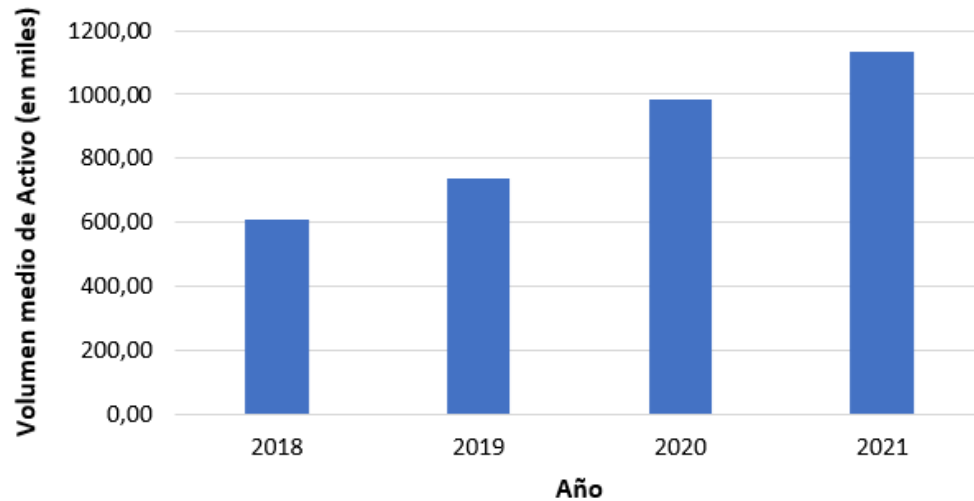
Sobre todo, cabe destacar que se produjo una especial pérdida de eficiencia en el año 2019 respecto a 2018, tal y como se observa en la tabla 12. Concretamente, el número de empresas eficientes disminuyó de 25 a 12. Esta información es alarmante, ya que muestra que la situación económica de las empresas del índice fue especialmente complicada.

Existen múltiples factores que explican la pérdida de eficiencia que han ido experimentando las compañías cotizadas en el índice NBI a lo largo de los años. En primer lugar, cabe señalar que los inputs empleados han ido creciendo durante el periodo estudiado. Por ejemplo, se puede observar en el gráfico 10 como el volumen medio del activo de estas empresas se ha casi duplicado desde 2018 hasta 2021, en parte, porque las empresas están invirtiendo más en activos intangibles. A raíz de esto, se ha generado un ligero incremento en el nivel medio de endeudamiento de las compañías como se refleja en el gráfico 11.

A pesar de este aumento en el endeudamiento, la deuda de la mayoría de estas empresas sigue siendo reducida, ya que todavía mantienen ratios de endeudamiento bajos, con un promedio inferior a 0,4. Esto significa que mayoritariamente las empresas del índice NBI

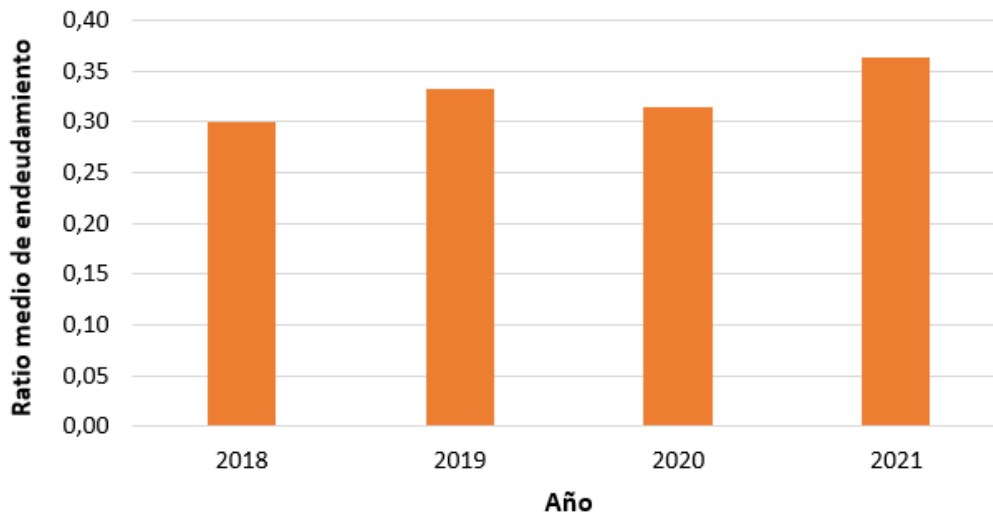
tienen mucha autonomía financiera, presentan un exceso de capitales propios y siguen una estrategia de financiación bastante conservadora. Sin embargo, esta tendencia creciente implica que los inversores del índice NBI estén al tanto, pues de seguir así podría afectar a la rentabilidad en el largo plazo.

Gráfico 10. Evolución del volumen medio de activo de las empresas cotizadas en el índice NBI.



Fuente: Elaboración propia a partir de Microsoft Excel.

Gráfico 11. Evolución del nivel medio de endeudamiento de las empresas cotizadas en el índice NBI.



Fuente: Elaboración propia a partir de Microsoft Excel.

Sin embargo, estas dos variables no resultan ser el principal problema de las compañías ineficientes. El volumen medio de empleados se mantiene prácticamente estable durante los cuatro años, aunque sigue siendo muy elevado para lo pequeñas que son estas empresas. De hecho, algunos de los resultados que se obtienen derivados del análisis de holguras o slacks, es que en la mayoría de las empresas ineficientes para llegar a la superficie envolvente se deberían reducir las plantillas de empleados considerablemente.

Atendiendo a la holgura de empleados que se obtiene a partir del análisis envolvente de datos en R Studio, se ha calculado el promedio de empleados que debería reducir una empresa en cada sector para llegar a la frontera eficiente (tabla 13). Este análisis sectorial permite identificar los sectores con mayor potencial de mejora en términos de eficiencia y sugiere medidas específicas para cada caso.

Es conveniente destacar que una reducción de la plantilla de empleados no es la única solución para mejorar la eficiencia de una empresa, aunque sí que parece ser la más adecuada. Cada caso se debe analizar de forma individual y acogiéndose a las particularidades de cada sector y empresa. Además, es necesario valorar el efecto que podría tener tal decisión en la rentabilidad financiera futura de una empresa, ya que las compañías cotizadas en el índice NBI se caracterizan por su alta actividad de investigación.

Tabla 13. *Holguras promedio de la variable input empleados por sector productivo.*

INDUSTRIA	2018	2019	2020	2021
Biología	71	45	36	37
Productos farmacéuticos	42	33	28	21
Biología y medicamentos	87	63	53	48
Equipos y suministros sanitarios	153	127	51	30
Herramientas y servicios de la vida	386	392	318	296
Proveedores y servicios sanitarios	95	84	12	6

Fuente: Elaboración propia a partir del análisis envolvente de datos en R Studio.

Se puede observar que el sector con mayor margen de mejora es el de herramientas y servicios de la vida, pues es el que presenta una mayor ociosidad de trabajadores. No obstante, hay que tener en cuenta que el porcentaje de empresas que representa esta industria respecto al total de compañías del índice NBI es bastante bajo, por lo tanto, el número de empresas afectadas por esta ineficiencia es ínfimo.

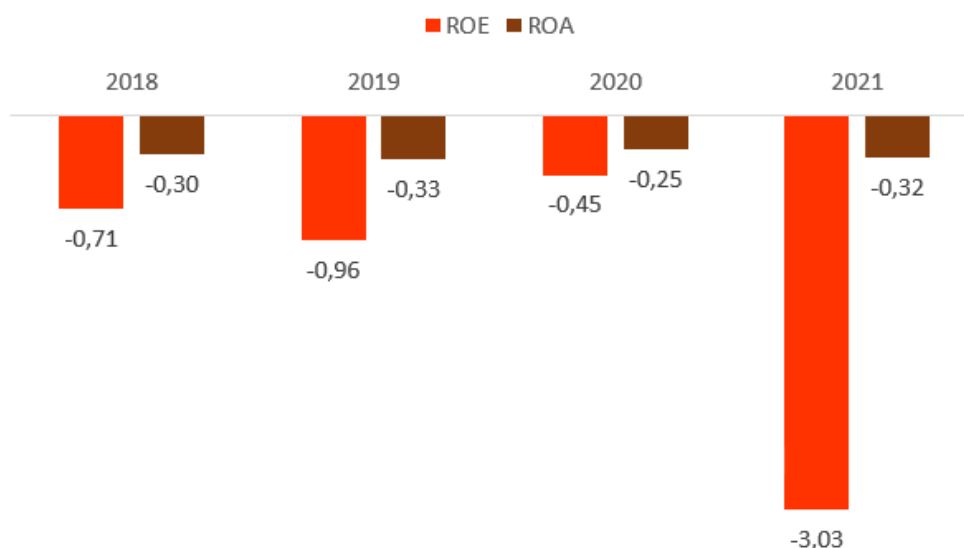
En cambio, los sectores con menor ociosidad de personal son el de productos farmacéuticos y el biotecnológico, que son los que mayor representación tienen en el índice NBI. No obstante, la industria de proveedores y servicios sanitarios reduce en gran

medida esta ineficiencia en 2020, considerándose a partir de este año la que mejor gestiona las plantillas de empleados.

En general, según lo establecido en el presente modelo, la holgura de empleados es bastante alta en todos los sectores, por lo que sería fundamental reducir este input para mejorar la eficiencia de las empresas.

La pérdida de eficiencia de las empresas cotizadas en el índice NBI se debe también a un empeoramiento de los resultados obtenidos. En el gráfico 12 se observa una disminución importante en la rentabilidad financiera media para los accionistas. Si bien en el año 2018 esta cifra ya presentaba una tendencia negativa con un registro de -0,71%, en 2021 empeoró todavía más si cabe hasta situarse en un -3,03%.

Gráfico 12. Evolución de la rentabilidad financiera y económica media durante el periodo de 2018 - 2021.



Fuente: Elaboración propia a partir de Microsoft Excel.

Esta situación puede ser analizada desde diferentes perspectivas, aunque una de las causas principales ha sido la pandemia. Esta pérdida de rentabilidad no solo tiene un impacto negativo en los accionistas, sino también repercute en otros aspectos de los negocios, como la capacidad de las empresas para obtener financiación y acometer nuevas inversiones.

Otra de las razones que explican la pérdida de eficiencia de estas empresas es la disminución de la rentabilidad económica media desde 2018 hasta 2021. Dado que la rentabilidad económica es un instrumento de medida que indica la capacidad que tienen las empresas para generar beneficios a partir de sus activos, se puede decir que es un indicador clave para evaluar el desempeño económico de las empresas. Resulta evidente que esta reducción tiene un impacto negativo en la eficiencia de las empresas.

La variación de la capitalización bursátil también ha evolucionado negativamente durante dicho periodo. Pese a que la variación de un año respecto del anterior es positiva durante los cuatro años, se aprecia una ligera caída en la variación del ejercicio 2019 respecto al de 2018.

En la tabla 14 se muestran los resultados de eficiencia obtenidos, de las 164 empresas del índice NBI incluidas en el panel, a partir del modelo básico radial con orientación input y retornos variables a escala considerando el periodo comprendido entre 2018 y 2021.

Tabla 14. Resultados de eficiencia a partir del modelo básico radial.

EMPRESA	Ef. 2018	Ef. 2019	Ef. 2020	Ef. 2021	Media
ACADIA Pharmaceuticals Inc (ACAD)	0,32201	0,30772	0,18975	0,20856	0,26
Aclaris Therapeutics Inc (ACRS)	0,28937	0,37672	0,33975	0,30254	0,33
Adicet Bio Inc (ACET)	0,76648	0,36429	0,39455	0,37686	0,48
Adverum Biotechnologies Inc (ADVM)	1	0,71708	0,67479	0,61198	0,75
Aeglea Bio Therapeutics Inc (AGLE)	0,64885	0,35741	0,43668	0,40863	0,46
Affimed NV (AFMD)	0,31827	0,26635	0,22722	0,29739	0,28
Agios Pharm (AGIO)	0,17744	0,13205	0,09774	0,89657	0,33
Akebia Ther (AKBA)	0,11365	0,11318	0,11403	0,12086	0,12
Alaunos Therapeutics Inc (TCRT)	1	0,60452	0,4664	0,37616	0,61
Alkermes Plc (ALKS)	0,15989	0,149	0,12931	0,13153	0,14
Allakos Inc (ALLK)	0,59294	0,37529	0,19835	0,17501	0,34
Allogene Therapeutics Inc (ALLO)	0,30043	0,24513	0,2144	0,2303	0,25
Alnylam Pharmaceuticals Inc (ALNY)	0,18607	0,1026	0,06265	0,05386	0,10
Alpine Immune Sciences Inc (ALPN)	0,57192	0,40034	0,36338	0,3426	0,42
Altimune Inc (ALT)	0,90494	0,94456	0,75254	0,72849	0,83
Amarin Corporation PLC (AMRN)	0,1554	0,13373	0,12184	0,11462	0,13
Amicus Therapeutics Inc (FOLD)	0,0947	0,09782	0,08977	0,09341	0,09
Amphastar P (AMPH)	0,18757	0,17668	0,16412	0,17494	0,18
AnaptysBio Inc (ANAB)	0,64653	0,49704	0,76244	0,32289	0,56
Anavex Life Sciences Corp (AVXL)	1	0,99354	0,99387	1	1,00
Apellis Pharmaceuticals Inc (APLS)	0,24898	0,09475	0,07954	0,07087	0,12
Arbutus Biopharma Corp (ABUS)	0,41157	0,33823	0,39163	0,38432	0,38
Arcturus Therapeutics Holdings Inc (ARCT)	0,43172	0,29963	0,2044	0,15315	0,27
Arena Pharmaceuticals Inc (ARNA)	0,47803	1	0,49211	0,3435	0,58
argenx NV ADR (ARGX)	0,38566	0,11627	0,1045	0,15584	0,19
Arrowhead Pharmaceuticals Inc (ARWR)	0,56721	0,31454	0,28624	0,13273	0,33
Arvinas Inc (ARVN)	1	1	0,64367	0,39303	0,76
Ascendis Pharma AS (ASND)	0,29849	0,26288	0,20051	0,16547	0,23
Atara Biotherapeutics Inc (ATRA)	0,24901	0,24032	0,16034	0,13703	0,20
Athenex Inc (ATNX)	0,20976	0,18924	0,15241	0,12793	0,17
Aurinia Pharmaceuticals Inc (AUPH)	0,43676	0,45619	0,30296	0,29929	0,37
AVROBIO Inc (AVRO)	0,68758	0,49622	0,50831	0,34684	0,51
Axsome Therapeutics Inc (AXSM)	0,49419	0,32863	0,24071	0,21054	0,32

EMPRESA	Ef. 2018	Ef. 2019	Ef. 2020	Ef. 2021	Media
BeiGene Ltd (BGNE)	0,1403	0,09869	0,09234	0,11225	0,11
BioDelivery Sciences International (BDSI)	0,28328	0,30478	0,31366	0,28886	0,30
Biomarin Pharmaceutical Inc (BMRN)	0,14788	0,14769	0,20097	0,16764	0,17
Bluebird bio Inc (BLUE)	0,16478	0,13106	0,13666	0,14458	0,14
Blueprint Medicines Corp (BPMC)	0,16399	0,11375	0,32772	0,12986	0,18
Brooklyn Immunotherapeutics Inc (BTX)	1	0,99996	1	1	1,00
Cara Therapeutic (CARA)	0,32612	0,34404	0,55947	0,43544	0,42
Collectis SA (CLLS)	0,19157	0,16671	0,16731	0,16209	0,17
ChemoCentryx Inc (CCXI)	0,2812	0,24717	0,23911	0,22665	0,25
Chimerix Inc (CMRX)	0,60959	0,70679	0,68758	0,49262	0,62
Chinook Therapeutics Inc (KDNV)	0,15614	0,15117	0,20353	0,17298	0,17
Codexis Inc (CDXS)	0,56509	0,43375	0,35678	0,30104	0,41
Cogent Biosciences Inc (COGT)	0,92671	0,91209	1	0,99786	0,96
Collegium Pharmaceutical Inc (COLL)	0,20793	0,19716	0,14922	0,14132	0,17
Compugen (CGEN)	1	1	0,722	0,70605	0,86
Crinetix Pharmaceuticals Inc (CRNX)	0,7141	0,62136	0,5326	0,61899	0,62
Crispr Therapeutics AG (CRSP)	0,19108	0,30902	0,21622	0,31121	0,26
Cymabay Therapeu (CBAY)	0,46521	0,43128	0,54869	0,35845	0,45
CytomX Therapeutics Inc (CTMX)	0,19526	0,18591	0,20217	0,19235	0,19
Deciphera Pharmaceuticals LLC (DCPH)	0,34828	0,28684	0,23646	0,19085	0,27
Denali Therapeutics Inc (DNLI)	0,27135	0,17089	0,17913	0,12247	0,19
Eagle Pharmaceuticals Inc (EGRX)	0,82351	0,54093	0,70988	0,46174	0,63
Editas Medicine Inc (EDIT)	0,1743	0,15036	0,16183	0,17336	0,16
Eiger Biopharmaceuticals Inc (EIGR)	0,56868	0,55988	0,56295	0,55708	0,56
Enanta Pharmaceuticals Inc (ENTA)	1	0,71946	0,51203	0,46797	0,67
Evelo Biosciences Inc (EVLO)	0,44886	0,29984	0,24323	0,2339	0,31
Exelixis Inc (EXEL)	1	0,67162	0,50331	0,41799	0,65
Eyepoint Pharmaceuticals Inc (EYPT)	1	1	0,91449	0,67578	0,90
Fate Therapeutics Inc (FATE)	0,32794	0,27137	0,14646	0,13177	0,22
FibroGen Inc (FGEN)	0,12116	0,12513	0,10907	0,09461	0,11
G1 Therapeutics Inc (GTHX)	0,73004	0,34787	0,30964	0,22297	0,40
Galapagos NV ADR (GLPG)	0,23919	0,08184	0,06621	0,07353	0,12
Genmab AS (GMAB)	1	0,74761	0,66894	0,51926	0,73
Geron Corporation (GERN)	0,80262	0,51219	0,49964	0,4717	0,57
Global Blood Therapeutics Inc (GBT)	0,38331	0,13192	0,11719	0,0874	0,18
Gritstone Oncology Inc (GRTS)	0,30807	0,25492	0,23995	0,25613	0,26
Guardant Health Inc (GH)	0,27551	0,29392	0,11213	0,06665	0,19
Halozyne Therapeutics Inc (HALO)	0,29909	0,29487	0,577	1	0,54
Harvard Bioscience Inc (HBIO)	0,90978	0,95999	0,9805	1	0,96
Homology Medicines Inc (FIXX)	0,79556	0,52799	0,55965	0,69058	0,64
Horizon Pharma PLC (HZNP)	0,05044	0,08288	0,09509	0,06965	0,07
HUTCHMED DRC (HCM)	0,16613	0,14568	0,1147	0,08792	0,13
Immunic Inc (IMUX)	1	0,71281	0,549	0,53395	0,70
INC Research Holdings Inc (SYNH)	0,77922	0,89275	0,94195	1	0,90

EMPRESA	Ef. 2018	Ef. 2019	Ef. 2020	Ef. 2021	Media
Incyte Corporation (INCY)	0,24781	0,29802	0,20459	0,32693	0,27
Innoviva Inc (INVA)	1	1	1	1	1,00
Inovio Pharmaceuticals Inc (INO)	0,29516	0,16296	0,2119	0,18244	0,21
Insmmed Inc (INSM)	0,10656	0,10063	0,09412	0,07095	0,09
Intellia Therapeutics Inc (NTLA)	0,26337	0,26289	0,17123	0,16656	0,22
Intracellular Th (ITCI)	0,24251	0,21155	0,22393	0,1802	0,21
Ionis Pharmaceuticals Inc (IONS)	0,09409	0,10485	0,068	0,07171	0,08
Iovance Biotherapeutics Inc (IOVA)	0,71186	0,27869	0,21143	0,16291	0,34
IVERIC bio Inc (ISEE)	1	0,62953	0,4615	0,49103	0,65
Jazz Pharmaceuticals PLC (JAZZ)	0,12562	0,12919	0,11177	0,06806	0,11
Jounce Therapeutics Inc (JNCE)	0,33307	0,59299	0,40649	0,37888	0,43
Kalvista Pharmaceuticals Inc (KALV)	0,44397	0,56559	0,7699	0,40544	0,55
Kezar Life Sciences Inc (KZR)	1	1	1	1	1,00
Kiniksa Pharmaceuticals Ltd (KNSA)	0,23956	0,27782	0,23669	0,24742	0,25
Kodiak Sciences Inc (KOD)	0,82128	0,65785	0,29017	0,26914	0,51
Krystal Biotech Inc (KRYS)	0,92693	0,53364	0,34804	0,23857	0,51
Kura Oncology Inc (KURA)	1	1	1	1	1,00
Ligand Pharmaceuticals Incorporated (LGND)	0,2287	0,33941	0,21826	0,23964	0,26
MacroGenics Inc (MGNX)	0,20944	0,21942	0,21221	0,20329	0,21
Madrigal Pharmaceuticals Inc (MDGL)	1	0,77876	0,66613	0,65055	0,77
Magenta Therapeutics Inc (MGTA)	0,50495	0,42175	0,44032	0,43262	0,45
Marinus Pharmaceuticals Inc (MRNS)	0,66916	0,51	0,44018	0,21431	0,46
Medpace Holdings Inc (MEDP)	0,75495	0,8007	0,73678	0,73722	0,76
MeiraGTx Holdings PLC (MGTX)	0,91409	0,33796	0,30906	0,32203	0,47
Mersana Therapeutics Inc (MRSN)	0,73677	0,78831	0,40347	0,4035	0,58
Merus NV (MRUS)	0,43557	0,39724	0,39773	0,38365	0,40
Mirati Ther (MRTX)	0,34923	0,27545	0,24714	0,18794	0,26
Molecular Templates Inc (MTEM)	0,39462	0,25585	0,19969	0,18636	0,26
Mustang Bio Inc (MBIO)	0,72237	0,402	0,54389	0,51219	0,55
NanoString Technologies Inc (NSTG)	0,36925	0,36698	0,19241	0,19725	0,28
Nektar Therapeutics (NKTR)	0,34517	0,05879	0,06601	0,06698	0,13
Neoleukin Therapeutics (NLTX)	0,73301	0,60338	0,43754	0,40252	0,54
Neurocrine Biosciences Inc (NBIX)	0,16694	0,16045	0,25328	0,19063	0,19
Novocure Ltd (NVCR)	0,18901	0,17961	0,10603	0,09029	0,14
OncoCyte Corp (OCX)	0,95174	0,63783	0,42596	0,32019	0,58
Pacific Biosciences of California (PACB)	0,36294	0,32321	0,33577	0,0928	0,28
Pacira Pharmaceuticals Inc (PCRX)	0,14121	0,11906	0,09282	0,05718	0,10
PetIQ Inc (PETQ)	1	0,94761	1	0,99009	0,98
Phibro Animal Health Corporation (PAHC)	0,15014	0,13857	0,12495	0,12112	0,13
Precigen Inc (PGEN)	0,10306	0,11856	0,15713	0,16286	0,14
ProQR Therapeutics NV (PRQR)	0,52701	0,44246	0,33962	0,24368	0,39
Protagonist Therapeutics Inc (PTGX)	0,88603	0,70905	0,67815	0,60345	0,72
Prothena Corporation plc (PRTA)	0,42093	0,42844	0,41914	0,49712	0,44
Provention Bio Inc (PRVB)	1	0,80232	0,4619	0,39665	0,67

EMPRESA	Ef. 2018	Ef. 2019	Ef. 2020	Ef. 2021	Media
PTC Therapeutics Inc (PTCT)	0,14856	0,10289	0,06595	0,05923	0,09
Reata Pharmaceuticals Inc (RETA)	1	1	1	1	1,00
Regenxbio Inc (RGNX)	0,72846	0,29766	0,12983	0,16535	0,33
Relmada Therapeutics Inc (RLMD)	1	1	0,946	0,93046	0,97
Replimune Group Inc (REPL)	0,93663	0,56444	0,33412	0,35736	0,55
Revance The (RVNC)	0,241	0,20048	0,10944	0,10574	0,16
Rhythm Pharmaceuticals Inc (RYTM)	0,55445	0,36192	0,44173	0,32118	0,42
Rigel Pharmaceuticals Inc (RIGL)	0,43311	0,27997	0,41094	0,36222	0,37
Rocket Pharmaceuticals Inc (RCKT)	0,39689	0,39855	0,40083	0,4479	0,41
Rubius Therapeutics Inc (RUBY)	0,21073	0,17568	0,17204	0,16531	0,18
Sage Therapeutic (SAGE)	0,28232	0,21908	1	0,32257	0,46
Sangamo Therapeutics Inc (SGMO)	0,1612	0,15486	0,11059	0,11997	0,14
Sarepta Therapeutics Inc (SRPT)	0,08633	0,06171	0,0438	0,04538	0,06
Scholar Rock Holding Corp (SRRK)	0,2773	0,26147	0,21402	0,2027	0,24
Seagen Inc (SGEN)	0,22757	0,2434	0,411	0,18468	0,27
SIGA Technologies Inc (SIGA)	1	0,39397	1	0,64378	0,76
Solid Biosciences LLC (SLDB)	0,55872	0,40925	0,39246	0,43725	0,45
Spectrum Pharmaceuticals Inc (SPPI)	0,23951	0,32767	0,38577	0,46187	0,35
Spero Therapeutics Inc (SPRO)	0,55515	0,36064	0,43664	0,25427	0,40
Summit Therapeutics PLC (SMMT)	0,96961	0,661	0,53179	0,42702	0,65
Supernus Pharmaceuticals Inc (SUPN)	0,12183	0,1066	0,09486	0,07966	0,10
Surface Oncology Inc (SURF)	0,57899	0,50357	0,65455	0,49793	0,56
Sutro Biopharma (STRO)	0,2822	0,3075	0,26513	0,2291	0,27
Syndax Pharmaceuticals Inc (SNDX)	0,51385	0,51729	0,55467	0,75338	0,58
Syros Pharmaceuticals Inc (SYRS)	0,36184	0,24275	0,20623	0,21228	0,26
Tonix Pharmaceuticals Holding Corp (TNXP)	1	1	0,90605	0,85871	0,94
Travere Therapeutics Inc (TVTX)	0,13617	0,13276	0,12655	0,12057	0,13
Ultragenyx (RARE)	0,21995	0,09057	0,09661	0,08882	0,12
Uniqure NV (QURE)	0,22324	0,17531	0,1961	0,34954	0,24
United Therapeutics Corporation (UTHR)	0,38212	0,16719	0,23438	0,25519	0,26
UroGen Pharma Ltd (URGN)	0,52694	0,3795	0,37607	0,19181	0,37
Vanda Pharmaceuticals Inc (VNDA)	0,36376	0,37033	0,36112	0,35157	0,36
Veracyte Inc (VCYT)	0,40568	0,36598	0,25018	0,17563	0,30
Verastem Inc (VSTM)	0,78668	0,78772	0,78781	0,78821	0,79
Verrica Pharmaceuticals Inc (VRCA)	1	1	0,48562	0,47851	0,74
Vertex Pharmaceuticals Inc (VRTX)	0,9567	0,44866	0,69006	0,57876	0,67
Viracta Therapeutics Inc (VIRX)	1	1	1	1	1,00
Wave Life Sciences Ltd (WVE)	0,19488	0,18414	0,20651	0,231	0,20
Xencor Inc (XNCR)	0,31468	0,35564	0,19225	0,33753	0,30
Xenon Pharmaceuticals Inc (XENE)	0,53569	0,31997	0,49785	0,53423	0,47
Y mAbs Therapeutics (YMAB)	1	0,92003	1	0,82218	0,94
Zai Lab Ltd (ZLAB)	0,27924	0,24845	0,25521	0,18721	0,24
Zogenix Inc (ZGNX)	0,14767	0,14375	0,11836	0,12211	0,13

Fuente: Elaboración propia a partir del análisis envolvente de datos en R Studio.

De las 164 empresas se ha obtenido que únicamente 5 de ellas son eficientes durante los cuatro años analizados (2018-2021). Es decir, únicamente el 3% de las empresas estudiadas han resultado ser eficientes todos los años frente a un 97% que son ineficientes. Estas empresas son Innoviva Inc, Kezar Life Sciences Inc, Kura Oncology Inc, Reata Pharmaceuticals Inc y Viracta Therapeutics Inc. Todas ellas tienen en común el hecho de ser estadounidenses y desarrollar su actividad principal en el sector biotecnológico o farmacéutico, que son los que más peso tienen dentro del índice NBI.

El 85% de las empresas incluidas en el panel son estadounidenses, el 10% europeas y el 5% restante corresponde a compañías de otros países ubicados en distintas partes del mundo. En la tabla 15, se pueden observar los resultados derivados del estadístico descriptivo de las puntuaciones de eficiencia obtenidas en cada región.

Tabla 15. Estadístico descriptivo de los resultados de eficiencia en cada región.

AÑO		2018	2019	2020	2021
Estados Unidos	Eficientes	23	11	11	10
	Ineficientes	117	129	129	130
	Media	0,52	0,43	0,40	0,37
	Desv.típica	0,31	0,28	0,28	0,27
	Valor máximo	1	1	1	1
	Valor mínimo	0,08	0,06	0,04	0,04
Europa	Eficientes	1	0	0	0
	Ineficientes	15	16	16	16
	Media	0,31	0,25	0,22	0,23
	Desv.típica	0,22	0,17	0,16	0,15
	Valor máximo	1	0,75	0,67	0,52
	Valor mínimo	0,05	0,08	0,07	0,07
Resto del mundo	Eficientes	1	1	0	0
	Ineficientes	7	7	8	8
	Media	0,37	0,34	0,30	0,30
	Desv.típica	0,29	0,29	0,21	0,21
	Valor máximo	1	1	0,72	0,71
	Valor mínimo	0,14	0,10	0,09	0,09

Fuente: Elaboración propia a partir de las puntuaciones de eficiencia obtenidas mediante el análisis envolvente de datos en R Studio.

Se obtiene que las empresas estadounidenses son las que tienen una mayor representación de empresas eficientes en el panel. Asimismo, cabe resaltar que las empresas localizadas en Estados Unidos presentan puntuaciones de eficiencia mayores al resto de regiones, tal y como se refleja en los scores medios de eficiencia cada año.

Por otro lado, se evalúa en términos porcentuales que región presenta un mayor porcentaje de empresas eficientes durante el periodo estudiado, ya que la representación de empresas incluidas en el panel en cada localización geográfica diverge bastante.

En la tabla 16 se observa que las empresas estadounidenses son las que obtienen mejores resultados a lo largo de los cuatro años estudiados, a excepción del ejercicio 2019, en el cual las compañías del resto del mundo presentan un mayor porcentaje de empresas eficientes.

Tabla 16. Porcentaje de empresas eficientes cada año en cada región.

REGIÓN	2018	2019	2020	2021
Estados Unidos	16,42%	7,85%	7,85%	7,14%
Europa	6,25%	0%	0%	0%
Resto del mundo	12,5%	12,5%	0%	0%

Fuente: Elaboración propia a partir de las puntuaciones de eficiencia obtenidas mediante el análisis envolvente de datos en R Studio.

En el marco de este estudio, se ha llevado a cabo un análisis adicional para determinar el porcentaje de empresas eficientes en los tres sectores más relevantes del índice NBI. Este enfoque tiene como objetivo identificar las industrias que destacan por su capacidad para gestionar eficientemente sus recursos. Con el propósito de asegurar la representatividad y confiabilidad de los resultados, los demás sectores se han excluido del análisis debido a su reducido número de empresas operativas.

En la tabla 17, se muestra que la industria farmacéutica ha mantenido consistentemente el mayor porcentaje de empresas eficientes a lo largo de los años, lo cual destaca su capacidad para optimizar el uso de los recursos y alcanzar resultados positivos. No obstante, en el año 2021, se ha registrado una excepción, ya que el sector de herramientas y servicios de la vida ha presentado rendimientos más altos en términos de eficiencia.

Estos hallazgos revelan información valiosa sobre las industrias que han logrado destacarse en la gestión de recursos y en la maximización de su eficiencia operativa dentro del índice NBI. El sector farmacéutico, con su desempeño a lo largo de los años, se posiciona como un referente en términos de buenas prácticas y estrategias efectivas. Por otro lado, el sector de herramientas y servicios de la vida ha demostrado tener el mejor rendimiento en el año 2021, lo cual indica la importancia de seguir estudiando y comprendiendo las razones detrás de este éxito.

Tabla 17. Porcentaje de empresas eficientes en cada sector.

INDUSTRIA	2018	2019	2020	2021
Biotecnología	11,90%	3,97%	5,56%	4,76%
Productos farmacéuticos	30,76%	23,07%	11,53%	7,69%
Herramientas y servicios de la vida	14,28%	14,28%	0%	28,57%

Fuente: Elaboración propia a partir de las puntuaciones de eficiencia obtenidas mediante el análisis envolvente de datos en R Studio.

De las cinco empresas que han resultado ser eficientes durante los cuatro años analizados, tan solo tres son sostenibles según la información de Sustainalytics. Estas empresas son Kezar Life Sciences Inc, Kura Oncology Inc y Reata Pharmaceuticals Inc. Por lo tanto, no se observa ninguna relación entre la sostenibilidad y la eficiencia.

No obstante, en la tabla 18 se observa que el porcentaje de empresas sostenibles que resultan ser eficientes en un año dado es bastante más alto que el de las compañías que no son eficientes y presentan una calificación sostenible inferior a 30. Esto sugiere que, aunque no haya una relación clara entre la eficiencia y la sostenibilidad, es más probable que las empresas que son sostenibles también sean eficientes.

Tabla 18. Análisis sobre la relación entre eficiencia y sostenibilidad.

EMPRESAS	2018	2019	2020	2021
Eficientes	25	12	11	10
No Eficientes	139	152	153	154
Eficientes y Sostenibles	12	7	5	6
% Eficientes y Sostenibles	48%	58,3%	45,4%	60%
Eficientes y No Sostenibles	13	5	6	4
% Eficientes y No Sostenibles	52%	41,7%	54,6%	40%
No Eficientes y Sostenibles	37	42	44	43
% No Eficientes y Sostenibles	26,6%	27,6%	28,7%	27,9%
No Eficientes y No Sostenibles	102	110	109	111
% No Eficientes y No Sostenibles	73,4%	72,4%	71,3%	72,1%

Fuente: Elaboración propia a partir de los resultados obtenidos del análisis de eficiencia.

A partir de este estudio se ha encontrado que las empresas que son tanto eficientes como sostenibles tienen de media un historial más largo de cotización en el índice NBI que aquellas que no cumplen con estos criterios. Esto significa que la eficiencia y la sostenibilidad pueden ser buenos indicadores para evaluar si una empresa está bien gestionada y que los inversores valoren estos aspectos a la hora de tomar decisiones de inversión.

Además, que una empresa sea eficiente y sostenible no solo beneficia a los inversores, sino también a la propia empresa y a la sociedad en general. Las empresas que utilizan eficientemente sus recursos pueden mejorar su rentabilidad en el largo plazo, y si además son sostenibles pueden contribuir a reducir el impacto ambiental y mejorar en este sentido su reputación.

4.3. Resultados del análisis de regresión logística binaria multivariante.

Los resultados obtenidos a partir del análisis de eficiencia son variables dependientes dicotómicas (EFICIENTE/INEFICIENTE) para las cuáles se pretende valorar la correlación con otras variables independientes (activo, endeudamiento, empleados, ROE, ROA, variación de la capitalización bursátil y calificación del riesgo ESG). Es posible estudiar la relación entre ambas variables a partir de múltiples metodologías; como el análisis discriminante o la regresión logística binaria multivariante (Aguayo, 2007).

En el presente trabajo se realiza una regresión logística, porque pese a que a partir del análisis discriminante se pueden obtener resultados similares, la regresión logística es más robusta y requiere del cumplimiento de menos supuestos que el análisis discriminante.

Para realizar el análisis de regresión logística, se van a seleccionar un número igual de empresas eficientes e ineficientes cada año. Por ejemplo, para el año 2018 se escogen las 25 empresas eficientes y se seleccionan al azar otras 25 compañías ineficientes de las 139 restantes. Esta selección aleatoria es necesaria debido al gran tamaño de la muestra.

En primer lugar, se ha definido la variable “*eficiencia*” como dependiente (con valor 0 si la empresa es ineficiente y 1 si es eficiente) y como independientes se han fijado: “*activo*” (variable continua representada en miles de USD), “*endeudamiento*” (variable continua que representa el volumen de deuda de una determinada empresa), “*empleados*” (variable entera), “*ROE*” (variable continua que representa la rentabilidad financiera de los accionistas de una empresa), “*ROA*” (variable continua que representa la rentabilidad económica de una empresa), “*variación de la capitalización bursátil*” (variable continua expresada en porcentaje que representa en cuanto ha variado la capitalización bursátil de una empresa respecto al ejercicio anterior) y “*sostenibilidad*” (con valor 0 si la empresa no es sostenible y 1 si es sostenible).

En el caso de la covariable “*sostenibilidad*”, es necesario especificar en el cuadro de diálogo principal de SPSS que se trata de una variable de control categórica. El siguiente paso es determinar el método de contraste que se va a emplear para realizar la regresión.

Se ha empleado el método hacia atrás RV, un modelo que incluye todas las variables independientes seleccionadas, y elimina las que no tienen significación estadística alguna.

En primer lugar, se presenta una tabla resumen que muestra la cantidad de empresas (N) ingresadas en el año 2018 (tabla 19), las que se han seleccionado para el análisis y las excluidas debido a la falta de algún valor.

Tabla 19. Resumen del procesamiento de los casos.

Casos no ponderados		N	Porcentaje
Casos seleccionados	Incluidos en el análisis	50	100%
	Casos perdidos	0	0%
	Total	50	100%
Casos no seleccionados		0	0%
Total		50	100%

Fuente: Elaboración propia a partir de la herramienta científica SPSS.

En este caso no se ha perdido ningún valor y se han seleccionado todas las empresas para el estudio correspondiente al año 2018.

Justo después, se muestra en la tabla 20 la codificación de la variable de resultados, la cual tiene que ser de naturaleza dicotómica. El programa SPSS atribuye el valor 0 al código más pequeño y el valor 1 al más grande.

Tabla 20. Codificación de la variable dependiente.

Valor original	Valor interno
INEFICIENTE	0
EFICIENTE	1

Fuente: Elaboración propia a partir de la herramienta científica SPSS.

Se observa que el software utiliza la misma codificación que se empleó para definir la variable dependiente (0 si es “ineficiente” y 1 si es “eficiente”). Resulta crucial que el valor asignado como 1 corresponda a la categoría de la variable dependiente que es evaluada como el resultado deseado (en este caso “eficiente”), ya que de esta manera se puede entender con mayor claridad el coeficiente β_i de las covariables. Un coeficiente de regresión positivo indicará que la probabilidad de que una empresa sea eficiente se incrementa con la exposición X.

En la tabla 21, se expone la codificación utilizada para las covariables categóricas. En el presente estudio tan solo se ha definido una variable independiente cualitativa (“sostenibilidad”), y señala que las empresas codificadas como 1 son sostenibles y las codificadas con un 0 no son sostenibles. Asimismo, se indica la frecuencia absoluta de cada valor (27 empresas que no son sostenibles frente a 23 que si lo son). El programa SPSS codifica las empresas con el valor interno más bajo (0) como referencia, que en este caso es la última para el SPSS. En consecuencia, es posible calcular la probabilidad de que una empresa sea eficiente y no sostenible (1) en comparación con las que son sostenibles (0). El resto de las variables independientes no aparecen porque son continuas.

Tabla 21. Codificación de variables categóricas.

		Frecuencia	Codificación de parámetros
SOSTENIBILIDAD	No Sostenible	27	1
	Sostenible	23	0

Fuente: Elaboración propia a partir de la herramienta científica SPSS.

4.3.1. Bloque 0: Bloque inicial.

En esta etapa inicial se evalúa la verosimilitud de un modelo que únicamente incluye el término constante (a ó b_0). Dado que la verosimilitud L es una cifra muy reducida entre 0 y 1, es común presentar el logaritmo neperiano de la verosimilitud (LL), el cual toma un valor negativo, o bien el menos dos veces el logaritmo natural de la verosimilitud ($-2LL$), que es una cifra positiva (Aguayo, 2007).

Tabla 22. Historial de iteraciones.

Iteración	-2 log de la verosimilitud	Coefficientes
1	69,315	0

a. En el modelo se incluye una constante

b. -2 log de la verosimilitud inicial: 69,315

c. La estimación ha finalizado en el número de iteración 1 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de 0,001.

Fuente: Elaboración propia a partir de la herramienta científica SPSS.

Este estadístico (tabla 22) cuantifica en qué medida el modelo se ciñe correctamente a los valores obtenidos. En tanto en cuanto el valor sea lo más reducido posible, más adecuado resultará ser el ajuste. En este contexto, se incorpora únicamente el componente constante

al modelo, y el software presenta un resumen de la secuencia iterativa utilizada para estimar el primer parámetro b_0 . El término constante se ha estimado adecuadamente después de un proceso de una iteración porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de 0,001. Además, se ha obtenido un valor de 0 para el parámetro b_0 .

El bloque 0 presenta un modelo inicial que se realiza solo utilizando la constante de la ecuación de regresión. La tabla 23 muestra cómo funciona el modelo cuando se usa únicamente la constante y se omiten todos los predictores. Cuando se incluye solo la constante, el programa basa el modelo en solo una de las categorías de la variable dependiente, generalmente en la que hay más frecuencia de participantes. Se puede observar que hay 25 empresas que son eficientes y otras 25 que no lo son. La tabla muestra qué usando solo la constante, el modelo será acertado en 25 de las 50 veces, lo que corresponde a una tasa de acierto del 50% (porcentaje global).

Tabla 23. Tabla de clasificación.

		Pronosticado		Porcentaje correcto
		INEFICIENTE	EFICIENTE	
Observado	INEFICIENTE	0	25	0
	EFICIENTE	0	25	100
Porcentaje global				50

a. En el modelo se incluye una constante

b. El valor de corte es 0,500

Fuente: Elaboración propia a partir de la herramienta científica SPSS.

Además, la tabla 23 comparte similitudes con la utilizada en la evaluación de pruebas diagnósticas, ya que es la encargada de evaluar el ajuste del modelo de regresión y comparar la información predicha con los datos observados. De forma predeterminada, se ha utilizado un umbral de probabilidad de la variable dependiente (Y) de 0,5 para separar a las empresas. Esto implica que aquellas compañías con una probabilidad inferior a 0,5 se clasifican como “ineficientes”, mientras que aquellas con una probabilidad igual o mayor a 0,5 se clasifican como “eficientes”.

Por último, en la tabla 24 se muestran los resultados correspondientes al parámetro estimado (B), al error estándar (E.T.) y a la evaluación de la significancia estadística mediante la prueba Wald. Esta prueba se basa en un estadístico que sigue una distribución Chi cuadrado con un grado de libertad, lo cual permite determinar la confiabilidad de los resultados obtenidos. También se presenta la estimación de la razón de posibilidades (OR) ($\text{Exp}(B)$).

Tabla 24. Variables en la ecuación.

	B	E.T.	Wald	gl	Sig.	Exp (B)
Constante	0,000	0,283	0,000	1	1,000	1,000

Fuente: Elaboración propia a partir de la herramienta científica SPSS.

El valor de la constante (B) en este modelo se ha estimado en 0. Sin embargo, es importante destacar que este valor podría potencialmente variar debido a que en la ecuación de regresión del modelo actual no se han incluido ninguna de las k variables independientes.

Además, la tabla 25 de variables que no están en la ecuación muestra que no se calculan los chi-cuadrados residuales a causa de las redundancias. No obstante, se han obtenido los valores de significación de dichas variables y se observa que son significativamente diferentes de cero, por lo que la adición de una o más de estas variables afectará significativamente el poder predictivo del modelo. Como todas las covariables que no han sido incluidas en el modelo tienen una significancia estadística superior a 0.05, el proceso automático por pasos continuará, incorporándolas a la ecuación.

Tabla 25. Variables que no están en la ecuación.

		Puntuación	gl	Sig.
Variables	ACTIVO	3,091	1	0,079
	ENDEUDAMIENTO	0,719	1	0,396
	EMPLEADOS	1,319	1	0,251
	ROE	0,117	1	0,733
	ROA	0,030	1	0,862
	VARIACIÓN CAP.BURS.	0,918	1	0,338
	SOSTENIBILIDAD (1)	0,081	1	0,777

a. No se calculan los chi-cuadrados residuales a causa de las redundancias.

Fuente: Elaboración propia a partir de la herramienta científica SPSS.

4.3.2. Bloque 1: Método por pasos hacia atrás razón de verosimilitud.

Automáticamente el programa inicia un segundo proceso que se lleva a cabo mediante el método hacia atrás, especificando que utilizará la razón de verosimilitud para contrastar nuevas variables que deben incluirse o eliminarse del modelo. Este enfoque hacia atrás tiene como objetivo ajustar y mejorar el modelo logístico, ya que, mediante la comparación de la verosimilitud de los datos observados con los predichos por el modelo, es posible determinar aquellas variables que son relevantes y contribuyen significativamente a la explicación de los fenómenos estudiados, y cuales se pueden descartar debido a su falta de redundancia.

En la tabla 26 se muestra el historial de iteraciones, que ahora se realiza para ocho variables, por un lado, la constante ya incluida en el modelo anterior, y las covariables activo, endeudamiento, empleados, ROE, ROA, variación de la capitalización bursátil y sostenibilidad. Se observa que los -2 logaritmos de la verosimilitud (-2LL) en los 7 pasos, se reducen respecto al modelo del bloque 0, que únicamente incluía la constante (el valor del estadístico era de 69,315). Por otro lado, el proceso termina con 7 iteraciones en el paso 1, 6 en el paso 2 y 5 en el resto de los pasos. El -2LL de cada paso que se va a tener en cuenta en el cálculo del estadístico Chi Cuadrado es el de la última iteración (61,277 en el paso 1, 61,278 en el paso 2, 61,407 en el paso 3, 61,689 en el paso 4, 62,111 en el paso 5, 62,675 en el paso 6 y 63,787 en el paso 7).

Los coeficientes obtenidos se presentan en el anexo III del presente trabajo y son para la constante $\beta_0 = 0.578$, para la variable “activo” $\beta_1 = -0.001$, “endeudamiento” $\beta_2 = -0.813$, “empleados” $\beta_3 = 0.000$, “ROE” $\beta_4 = -0.122$, “ROA” $\beta_5 = 0.260$, “variación de la capitalización bursátil” $\beta_6 = 0.002$, y “sostenibilidad” $\beta_7 = -0.657$.

A continuación, se proporcionan datos sobre cómo se adapta el modelo utilizando estas estimaciones. La probabilidad de los resultados obtenidos en el análisis a partir de las proyecciones de las variables es el significado de verosimilitud. No obstante, como se trata de cifras bastante bajas, normalmente inferiores a 1, se utiliza el -2 logaritmo de la verosimilitud (-2LL). En la tabla 26 se presentan las pruebas ómnibus sobre los coeficientes del modelo, donde se determina la prueba Chi Cuadrado que valora una hipótesis nula de que los parámetros $\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, \beta_5, \beta_6$ y β_7 son cero. El estadístico Chi Cuadrado se obtiene restando el -2LL del modelo del bloque 0, que únicamente tenía en cuenta la constante, al -2LL del presente modelo logístico.

$$\text{Chi Cuadrado} = (-2LL \text{ modelo Bloque 0}) - (-2LL \text{ modelo logístico Bloque 1})$$

Por ejemplo, para calcular el Chi Cuadrado del **Paso 1**, se le resta al -2LL del modelo inicial (69,315) el -2LL del Paso 1 en el modelo actual (61,277). La diferencia entre estos dos valores es el resultado del estadístico Chi Cuadrado del Paso 1 (69,315 – 61,277 = 8,038).

Tabla 26. Pruebas ómnibus sobre los coeficientes del modelo.

		Chi cuadrado	gl	Sig.
	Paso	8,038	7	0,329
Paso 1	Bloque	8,038	7	0,329
	Modelo	8,038	7	0,329
	Paso	-0,001	1	0,970
Paso 2^a	Bloque	8,037	6	0,235
	Modelo	8,037	6	0,235
	Paso	-0,129	1	0,719
Paso 3^a	Bloque	7,907	5	0,161
	Modelo	7,907	5	0,161
	Paso	-0,282	1	0,595
Paso 4^a	Bloque	7,625	4	0,106
	Modelo	7,625	4	0,106
	Paso	-0,421	1	0,516
Paso 5^a	Bloque	7,204	3	0,066
	Modelo	7,204	3	0,066
	Paso	-0,564	1	0,452
Paso 6^a	Bloque	6,640	2	0,036
	Modelo	6,640	2	0,036
	Paso	-1,112	1	0,292
Paso 7^a	Bloque	5,527	1	0,019
	Modelo	5,527	1	0,019

a. Un valor de chi-cuadrado negativo indica que ha disminuido el valor de chi-cuadrado con respecto al paso anterior.

Fuente: Elaboración propia a partir de la herramienta científica SPSS.

Tal y como se puede observar en la tabla 26, el software presenta tres tipos de entradas: Paso, Bloque y Modelo.

- La primera línea (Paso) representa la diferencia en verosimilitud (-2LL) entre pasos consecutivos al crear el modelo, evaluando la hipótesis nula de que los parámetros agregados en la etapa final son cero.

- La fila dos (Bloque) indica la variación en $-2LL$ de los bloques de entrada consecutivos a lo largo del transcurso de creación del modelo. Como es común, las variables se incorporan en un único bloque y el valor de Chi Cuadrado del bloque es equivalente al Chi Cuadrado del modelo.
- La fila tres (Modelo) representa el resultado de restarle al $-2LL$ del modelo del bloque 0 con únicamente la constante el $-2LL$ del modelo con todas las covariables.

En la tabla de pruebas ómnibus sobre los coeficientes del modelo (tabla 26), se observa que en el paso 7 los valores son significativos, lo que significa que con la adición de las variables independientes el modelo predice mejor si una empresa es eficiente o no que si sólo se hace con la constante. Esto indica que las covariables seleccionadas en el modelo son adecuadas para explicar la variable dependiente.

Posteriormente, se presentan tres indicadores adicionales a la información anterior (tabla 27), que resumen el modelo y permiten evaluar su validez. En primer lugar, el valor del -2 logaritmo de la verosimilitud y, por otro lado, los Coeficientes de Determinación R^2 que indican la proporción de la diferencia explicada por el modelo. Un modelo óptimo sería aquel que presenta valores de $-2LL$ muy cercanos a 0 y valores de R^2 próximos a 1.

Tabla 27. Resumen del modelo.

<i>Paso</i>	<i>-2 log de la verosimilitud</i>	<i>R cuadrado de Cox y Snell</i>	<i>R cuadrado de Nagelkerke</i>
1	61,277 ^a	0,149	0,198
2	61,278 ^b	0,148	0,198
3	61,407 ^c	0,146	0,195
4	61,689 ^c	0,141	0,189
5	62,111 ^c	0,134	0,179
6	62,675 ^c	0,124	0,166
7	63,787 ^c	0,105	0,140

a. La estimación ha finalizado en el número de iteración 7 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de ,001.

b. La estimación ha finalizado en el número de iteración 6 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de ,001.

b. La estimación ha finalizado en el número de iteración 5 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de ,001.

Fuente: Elaboración propia a partir de la herramienta científica SPSS.

El coeficiente de determinación R cuadrado de Cox y Snell se emplea generalmente para proyectar el porcentaje de varianza de la variable dependiente “eficiencia” explicada por las variables independientes. Asimismo, este coeficiente de determinación se fundamenta en comparar el logaritmo de la verosimilitud del modelo planteado con el logaritmo de la verosimilitud de un modelo de referencia. Los resultados de la R cuadrado de Cox y Snell varían en un intervalo de 0 a 1. Por ejemplo, en el paso 7 de la tabla 25 se indica que únicamente el 10,5% de la variación de la variable dependiente es explicada por las variables predictoras.

El coeficiente de determinación de la R cuadrado de Nagelkerke es una variante ajustada de la R cuadrado de Cox y Snell. Este último presenta una cota máxima menor que uno, inclusive para un modelo de referencia. La R al cuadrado de Nagelkerke ajusta la escala de la medida estadística para abarcar el rango íntegro de 0 a 1. En este sentido, se puede observar en la tabla 27 que con dicho coeficiente de determinación el 14% de la variación de la variable dependiente “eficiencia” es explicada por las variables independientes.

Seguidamente se presenta una descripción de la prueba de Hosmer y Lemeshow (tabla 28), una herramienta utilizada para evaluar la calidad del ajuste de un modelo logístico. Esta prueba se fundamenta en la premisa de que, cuando el ajuste es adecuado, un valor alto de la probabilidad predicha se corresponderá con un resultado de 1 en la variable dependiente binaria, mientras que una probabilidad baja se relacionará, en la mayoría de los casos, con un resultado de 0 en la variable dependiente.

La prueba de Hosmer y Lemeshow consiste en calcular las probabilidades para cada observación, basadas en las variables dependientes que el modelo predice. Estas probabilidades se ordenan, se agrupan y se utilizan para determinar las frecuencias esperadas. Posteriormente, se comparan estas frecuencias esperadas con las observadas a partir de una prueba de Chi Cuadrado.

Sin embargo, es importante destacar que la prueba mencionada presenta ciertos inconvenientes. Por ejemplo, el estadístico de Hosmer y Lemeshow no se evalúa de manera adecuada cuando los valores esperados son extremadamente bajos o incluso nulos. Este aspecto limita la capacidad de la prueba para detectar posibles discrepancias en esos casos específicos.

Además, es importante comprender el objetivo fundamental de esta prueba, que es demostrar la ausencia de significancia estadística. La tabla 28 ilustra claramente que los valores obtenidos no son significativos, lo cual es consistente con el propósito de la prueba.

Tabla 28. Prueba de Hosmer y Lemeshow.

<i>Paso</i>	<i>Chi cuadrado</i>	<i>gl</i>	<i>Sig.</i>
1	4,748	8	0,784
2	2,913	8	0,940
3	5,913	8	0,657
4	13,679	8	0,091
5	10,181	8	0,253
6	10,886	8	0,208
7	13,857	8	0,086

Fuente: Elaboración propia a partir de la herramienta científica SPSS.

En el anexo IV del presente trabajo se adjunta la tabla de contingencias de la prueba de Hosmer y Lemeshow.

Con relación a este argumento, una manera de analizar el modelo logístico es crear una tabla de contingencias (tabla 30) que ordene todas las empresas cotizadas en el índice NBI seleccionadas en la muestra, en función de la similitud de los datos observados y los que se han obtenido a partir de las predicciones del modelo, de manera análoga a las pruebas del diagnóstico.

Una ecuación desprovista de cualquier capacidad de clasificación tendría una tasa de aciertos en especificidad, sensibilidad y clasificación total igual al 50%, lo que sería resultado del mero azar. Para considerar un modelo aceptable, es necesario que tanto la especificidad como la sensibilidad alcancen un nivel elevado, de al menos el 75%.

Tabla 29. Tabla de clasificación.

<i>Observado</i>		<i>Pronosticado</i>			
		<i>EFICIENCIA</i>		<i>Porcentaje correcto</i>	
		<i>INEFICIENTE</i>	<i>EFICIENTE</i>		
Paso 1	INEFICIENTE	14	11	56,0	
	EFICIENCIA	8	17	68,0	
	Porcentaje global			62,0	
Paso 2	INEFICIENTE	14	11	56,0	
	EFICIENCIA	8	17	68,0	
	Porcentaje global			62,0	
Paso 3	INEFICIENTE	13	12	52,0	
	EFICIENCIA	8	17	68,0	
	Porcentaje global			60,0	
Paso 4	INEFICIENTE	13	12	52,0	
	EFICIENCIA	8	17	68,0	
	Porcentaje global			60,0	
Paso 5	INEFICIENTE	13	12	52,0	
	EFICIENCIA	5	20	80,0	
	Porcentaje global			66,0	
Paso 6	INEFICIENTE	13	12	52,0	
	EFICIENCIA	5	20	80,0	
	Porcentaje global			66,0	
Paso 7	INEFICIENTE	12	13	48,0	
	EFICIENCIA	6	19	76,0	
	Porcentaje global			62,0	

a. El valor de corte es ,500.

Fuente: Elaboración propia a partir de la herramienta científica SPSS.

La tabla de clasificación proporciona un desglose de los pasos realizados en el modelo logístico hacia atrás seleccionado. Al examinar los resultados, se observa que el modelo exhibe una especificidad del 48% y una sensibilidad del 76%. Estos valores indican que el modelo propuesto no cumple con los estándares de aceptación, ya que no alcanza un nivel de especificidad mínimo del 75%. En otras palabras, dicho modelo, que utiliza una constante y siete variables independientes (activo, endeudamiento, empleados, ROE, ROA, variación de la capitalización bursátil y sostenibilidad), no logra clasificar correctamente a las empresas eficientes cuando se establece un umbral de corte del 50% para la probabilidad obtenida de la variable dependiente.

Finalmente, el software SPSS proporciona una lista con las variables que serán incluidas en la ecuación (tabla 30), junto con sus respectivos coeficientes de regresión y errores estándar. Además, se presenta el valor del estadístico de Wald utilizado para evaluar la hipótesis nula asociada a cada variable, la significancia estadística asociada a dicho valor; y la razón de posibilidades (OR), que proporciona una medida de la relación entre las variables predictoras y la variable dependiente, junto con sus intervalos de confianza que permiten evaluar la precisión de dicha estimación.

Tabla 30. Variables en la ecuación (año 2018).

		<i>B</i>	<i>E.T.</i>	<i>Wald</i>	<i>gl</i>	<i>Sig.</i>	<i>Exp (B)</i>	<i>I.C. 95% para EXP(B)</i>	
								<i>Inferior</i>	<i>Superior</i>
Paso 1 ^a	ACTIVO	-0,002	0,001	1,848	1	0,174	0,998	0,996	1,001
	ENDEUDAMIENTO	-1,153	1,541	0,559	1	0,455	0,316	0,015	6,475
	EMPLEADOS	0,000	0,001	0,001	1	0,970	1,000	0,998	1,002
	ROE	-0,122	0,342	0,127	1	0,722	0,885	0,453	1,730
	ROA	0,486	0,812	0,358	1	0,549	1,626	0,331	7,979
	VAR.CAP.BURS	0,001	0,003	0,216	1	0,642	1,001	0,995	1,008
	SOSTENIBILIDAD(1)	-0,605	0,717	0,711	1	0,399	0,546	0,134	2,228
	Constante	1,393	0,841	2,739	1	0,098	4,025		
Paso 2 ^a	ACTIVO	-0,002	0,001	3,507	1	0,061	0,998	0,996	1,000
	ENDEUDAMIENTO	-1,155	1,541	0,562	1	0,453	0,315	0,015	6,453
	ROE	-0,122	0,342	0,128	1	0,720	0,885	0,453	1,729
	ROA	0,489	0,809	0,365	1	0,546	1,630	0,334	7,957
	VAR.CAP.BURS	0,001	0,003	0,217	1	0,641	1,001	0,995	1,008

	SOSTENIBILIDAD(1)	-0,595	0,668	0,793	1	0,373	0,552	0,149	2,043
	Constante	1,387	0,827	2,810	1	0,094	4,002		
Paso 3 ^a	ACTIVO	-0,002	0,001	3,567	1	0,059	0,998	0,996	1,000
	ENDEUDAMIENTO	-0,847	1,262	0,450	1	0,502	0,429	0,036	5,087
	ROA	0,260	0,493	0,277	1	0,599	1,296	0,493	3,408
	VAR.CAP.BURS	0,002	0,003	0,243	1	0,622	1,002	0,995	1,008
	SOSTENIBILIDAD(1)	-0,638	0,657	0,946	1	0,331	0,528	0,146	1,912
	Constante	1,327	0,805	2,715	1	0,099	3,770		
Paso 4 ^a	ACTIVO	-0,002	0,001	3,436	1	0,064	0,998	0,997	1,000
	ENDEUDAMIENTO	-0,813	1,257	0,418	1	0,518	0,444	0,038	5,214
	VAR.CAP.BURS	0,002	0,003	0,251	1	0,617	1,002	0,995	1,008
	SOSTENIBILIDAD(1)	-0,644	0,654	0,971	1	0,324	0,525	0,146	1,891
	Constante	1,191	0,756	2,483	1	0,115	3,291		
Paso 5 ^a	ACTIVO	-0,002	0,001	3,426	1	0,064	0,998	0,997	1,000
	VAR.CAP.BURS	0,002	0,003	0,252	1	0,616	1,002	0,995	1,008
	SOSTENIBILIDAD(1)	-0,575	0,638	0,812	1	0,367	0,563	0,161	1,965
	Constante	0,921	0,614	2,245	1	0,134	2,511		
Paso 6 ^a	ACTIVO	-0,002	0,001	3,714	1	0,054	0,998	0,997	1,000
	SOSTENIBILIDAD(1)	-0,657	0,631	1,084	1	0,298	0,518	0,151	1,785
	Constante	1,024	0,602	2,890	1	0,089	2,784		
Paso 7 ^a	ACTIVO	-0,001	0,001	2,982	1	0,084	0,999	0,997	1,000
	Constante	0,578	0,408	2,009	1	0,156	1,782		

a. Variable(s) introducida(s) en el paso 1: ACTIVO, ENDEUDAMIENTO, EMPLEADOS, ROE, ROA, VAR.CAP.BURS, SOSTENIBILIDAD.

Fuente: Elaboración propia a partir de la herramienta científica SPSS.

A continuación, se van a exponer aquellos parámetros que se deben eliminar al no tener efecto sobre la variable dependiente. El valor B es el mismo que se reemplaza en la ecuación de regresión logística y el cual recibe el nombre de gradiente. De este modo, si se cambia el valor de la variable predictora, también lo hará la variable dependiente, que resulta de la multiplicación del gradiente por el valor de la variable independiente.

Como se puede observar en la tabla 30, se han realizado siete pasos, donde las variables con menos contribución en el modelo se han eliminado. Esto se muestra en el estadístico

de Wald, que se interpreta de la siguiente forma: si Wald no contiene un valor entre 0 y 1 se puede suponer que la variable predictora está haciendo una contribución significativa a la variable dependiente.

En el primer paso, se puede ver que la única variable independiente con un valor de Wald distinto de 0 es el “activo”. Sin embargo, tan solo se elimina la covariable “empleados” al ser la que presenta el valor estadístico de Wald más pequeño (0,001). En el segundo paso se repite el mismo proceso, y aunque el valor del estadístico de Wald de las variables predictoras mencionadas cambia, siguen estando por debajo de 1 excepto el “activo”. Pues bien, todas las variables predictoras se van eliminando, al presentar valores estadísticos de Wald inferiores a 1, hasta el paso 6, punto en el que la variable independiente “sostenibilidad” mejora su valor estadístico de Wald situándolo por encima de 1. En este sentido, podría contribuir al modelo ya que su valor Wald no contiene el 0. Sin embargo, no solo hay que fijarse en el estadístico de Wald, sino también en la significancia estadística o p valor que debe ser menor a 0,05, por lo que la variable predictora “sostenibilidad” acaba eliminándose también al no ser significativa.

Finalmente, solo se acaba incluyendo en el modelo la variable independiente “activo”, ya que con un valor Wald de 2,982 resulta ser la única que contribuye al cambio de la variable predictora.

Las últimas columnas que se deben analizar son los exponentes de beta. Únicamente se va a estudiar el de la variable predictora “activo”, ya que es la única que ha resultado tener un valor estadístico de Wald significativamente distinto de 0. El valor de la razón de posibilidades (OR) es de 1,000 veces, por lo que los intervalos de confianza de los OR no incluyen el 0, es decir, son estadísticamente significativos.

Utilizando toda la información recopilada, se ha construido la ecuación de regresión del modelo logístico final. Esta ecuación permite estimar la probabilidad de que una empresa cotizada en el índice NBI hubiese sido eficiente en el año 2018, en función de la variable independiente incluida en el modelo, que en este caso es el “activo”. Para ello, se sustituyen los parámetros correspondientes en la ecuación de regresión logística presentada en el apartado de metodología (ecuación 11).

Como se ha explicado previamente, la ecuación de regresión logística incluye el parámetro α (0,578), que representa la constante en el modelo, y se le suma el producto del parámetro β_1 (0,001) y la variable independiente X_1 que es el activo de una empresa dada.

$$P(Y = 1) = \frac{1}{1 + \exp(-\alpha - \beta_1 X_1 - \beta_2 X_2 - \beta_3 X_3 - \dots - \beta_k X_k)} \quad (11)$$

$$P(\text{EFICIENCIA} = \text{eficiente}) = \frac{1}{1 + \exp(-0,578 + 0,001 \times \text{ACTIVO})}$$

Se sustituye el volumen de activo (en miles de dólares) de cada empresa en la ecuación anterior y se obtiene la probabilidad de que cada compañía incluida en la muestra hubiese sido eficiente en 2018 si tan solo se hubiera tenido en consideración la variable “activo” (tabla 31). Por lo general, se observa que la probabilidad de que las empresas sean eficientes se incrementa cuando solo se considera en el análisis el activo, lo cual tiene sentido, teniendo en cuenta los resultados obtenidos del análisis de holguras con R Studio que desvelaban que la causa principal de la ineficiencia de las empresas cotizadas en el índice NBI es el excesivo número de empleados.

Tabla 31. Probabilidades de eficiencia en función del activo en 2018.

EMPRESA	ACTIVO	$P(Y = 1)$
ACRS	275.57	0.58
ADVM	213.50	0.59
AKBA	996.54	0.40
ALLO	773.86	0.45
ARGX	670.78	0.48
ARVN	199.28	0.59
AVXL	26.21	0.63
BTX	14.86	0.64
CDXS	79.28	0.62
CGEN	53.18	0.63
CMRX	190.71	0.60
CRNX	171.41	0.60
CTMX	457.11	0.53
ENTA	414.23	0.54
EXEL	1422.29	0.30
EYPT	78.17	0.62
FATE	213.03	0.59
FIXX	259.09	0.58
GMAB	1299.61	0.33
IMUX	14.98	0.64
INVA	548.19	0.51
IONS	2667.78	0.11
IOVA	480.82	0.52
ISEE	137.16	0.61
KURA	182.38	0.60
KZR	114.68	0.61
MDGL	485.43	0.52
MGTX	96.89	0.62
NBIX	993.15	0.40
NLTX	77.62	0.62
NSTG	147.56	0.61
PETQ	495.43	0.52
PRTA	498.80	0.52
PRVB	61.53	0.63

EMPRESA	ACTIVO	$P(Y = 1)$
PTGX	139.47	0.61
RETA	345.21	0.56
RIGL	139.11	0.61
RLMD	10.22	0.64
SGEN	1503.33	0.28
SGMO	590.39	0.50
SIGA	203.44	0.59
SPPI	390.89	0.55
SYNH	7254.91	0.00
TCRT	95.05	0.62
TNXP	26.32	0.63
TVTX	709.16	0.47
VIRX	15.32	0.64
VRCA	91.91	0.62
WVE	295.94	0.57
YMAB	151.92	0.60

Fuente: Elaboración propia a partir de Microsoft Excel.

Al concluir el análisis de regresión, se ha obtenido una tabla que muestra las variaciones en la verosimilitud si se eliminara la variable predictora incluida en el modelo (tabla 32). Es relevante destacar que el cambio de verosimilitud asociado a la variable "activo" ha resultado ser estadísticamente significativo, con un p valor igual a 0,019. Esta significancia estadística indica que la variable "activo" desempeña un papel importante en la explicación de la variable dependiente y, por lo tanto, no debería ser eliminada en un supuesto paso siguiente del análisis.

Es importante mencionar que, si el p valor hubiera sido superior a 0,05, esto indicaría que el modelo no sería válido y requeriría una revisión más detallada. Sin embargo, dado que el p valor asociado a la variable "activo" es inferior a 0,05, se considera que el modelo es válido y la variable debe mantenerse en el análisis.

Además, al examinar las variaciones en la verosimilitud de las demás variables predictoras que se han eliminado del modelo, se observa que no son significativas. Estas variables presentan valores muy superiores a 0,05, lo que indica que su exclusión del modelo ha sido acertada, ya que no contribuyen significativamente a la explicación de la variable dependiente.

Tabla 32. Modelo si se elimina el término.

<i>Variable</i>	<i>Log verosimilitud del modelo</i>	<i>Cambio en -2 log de la verosimilitud</i>	<i>gl</i>	<i>Sig. del cambio</i>	
	ACTIVO	-31,824	2,371	1	0,124
	ENDEUDAMIENTO	-30,927	0,576	1	0,448
	EMPLEADOS	-30,639	0,001	1	0,970
Paso 1	ROE	-30,702	0,128	1	0,720
	ROA	-30,820	0,364	1	0,546
	VAR.CAP.BURS	-30,855	0,433	1	0,510
	SOSTENIBILIDAD	-31,006	0,735	1	0,391
	ACTIVO	-33,443	5,607	1	0,018
	ENDEUDAMIENTO	-30,928	0,579	1	0,447
Paso 2	ROE	-30,704	0,129	1	0,719
	ROA	-30,824	0,370	1	0,543
	VAR.CAP.BURS	-30,857	0,436	1	0,509
	SOSTENIBILIDAD	-31,045	0,812	1	0,367
	ACTIVO	-33,665	5,922	1	0,015
	ENDEUDAMIENTO	-30,931	0,455	1	0,500
Paso 3	ROA	-30,845	0,282	1	0,595
	VAR.CAP.BURS	-30,961	0,515	1	0,473
	SOSTENIBILIDAD	-31,190	0,973	1	0,324
	ACTIVO	-33,676	5,664	1	0,017
Paso 4	ENDEUDAMIENTO	-31,055	0,421	1	0,516
	VAR.CAP.BURS	-31,114	0,538	1	0,463
	SOSTENIBILIDAD	-31,344	1,000	1	0,317
	ACTIVO	-34,068	6,025	1	0,014
Paso 5	VAR.CAP.BURS	-31,338	0,564	1	0,452
	SOSTENIBILIDAD	-31,470	0,829	1	0,362
Paso 6	ACTIVO	-34,617	6,559	1	0,010
	SOSTENIBILIDAD	-31,894	1,112	1	0,292
Paso 7	ACTIVO	-34,657	5,527	1	0,019

Fuente: Elaboración propia a partir de la herramienta científica SPSS.

Las variables predictoras que han sido eliminadas del modelo se muestran en el anexo V del presente trabajo junto con sus respectivos valores estadísticos de Wald inferiores a 1 que han resultado ser la razón de su exclusión del modelo. De hecho, se puede observar el paso en el que se eliminó cada una de estas variables predictoras, empezando por la eliminación de la variable empleados en el paso 2, hasta la eliminación de la variable sostenibilidad en el último paso.

Para la realización del análisis de regresión logística de los años 2019, 2020 y 2021 se lleva a cabo el mismo procedimiento, seleccionando una muestra con todas las empresas eficientes en cada año y un número equivalente de ineficientes al azar. Únicamente se van a mostrar los resultados obtenidos a partir del modelo logístico que tiene en cuenta las variables predictoras.

El modelo logístico estudiado en el año 2019 resulta ser deficiente, ya que los valores obtenidos a partir del estadístico de Wald, en cada una de las variables predictoras, no son significativos. No es posible obtener la probabilidad de eficiencia de una empresa dada en dicho año porque las variables independientes no son lo suficientemente válidas como para explicar el modelo.

En el año 2020 se eliminan del modelo todas las variables predictoras, excepto el activo (tabla 33). Se observa que el volumen de activo es la única variable independiente capaz de explicar la variable dependiente eficiencia dado que su estadístico de Wald es superior a 1.

Tabla 33. Variables en la ecuación (año 2020).

		B	E.T.	Wald	gl	Sig.	Exp(B)
Paso 1^a	ACTIVO	-0,001	0,001	0,999	1	0,317	0,999
	ENDEUDAMIENTO	-2,701	3,707	0,531	1	0,466	0,067
	EMPLEADOS	-0,001	0,002	0,078	1	0,779	0,999
	ROE	-2,160	1,665	1,681	1	0,195	0,115
	ROA	4,686	3,454	1,841	1	0,175	108,388
	VAR.CAP.BURS	0,054	0,131	0,168	1	0,682	1,055
	SOSTENIBILIDAD	2,129	1,285	2,744	1	0,098	8,406
	Constante	1,082	1,482	0,534	1	0,465	2,952
Paso 2^a	ACTIVO	-0,001	0,001	1,591	1	0,207	0,999
	ENDEUDAMIENTO	-3,185	3,288	0,938	1	0,333	0,041
	ROE	-2,266	1,641	1,907	1	0,167	0,104
	ROA	4,840	3,402	2,024	1	0,155	126,432

	VAR.CAP.BURS	0,052	0,128	0,163	1	0,686	1,053
	SOSTENIBILIDAD	2,031	1,221	2,769	1	0,096	7,625
	Constante	1,186	1,426	0,691	1	0,406	3,273
Paso 3^a	ACTIVO	-0,001	0,001	1,698	1	0,193	0,999
	ENDEUDAMIENTO	-3,922	3,160	1,541	1	0,215	0,020
	ROE	-2,593	1,753	2,189	1	0,139	0,075
	ROA	5,475	3,536	2,398	1	0,122	238,764
	SOSTENIBILIDAD	2,081	1,246	2,787	1	0,095	8,012
	Constante	1,571	1,396	1,267	1	0,260	4,813
Paso 4^a	ACTIVO	-0,001	0,001	2,184	1	0,139	0,999
	ROE	-1,412	1,149	1,509	1	0,219	0,244
	ROA	3,594	2,772	1,682	1	0,195	36,384
	SOSTENIBILIDAD	1,680	1,112	2,283	1	0,131	5,364
	Constante	0,722	1,043	0,479	1	0,489	2,058
Paso 5^a	ACTIVO	-0,001	0,001	1,943	1	0,163	0,999
	ROA	0,409	1,106	0,137	1	0,711	1,506
	SOSTENIBILIDAD	1,467	1,088	1,819	1	0,177	4,337
	Constante	0,522	0,891	0,344	1	0,558	1,686
Paso 6^a	ACTIVO	-0,001	0,001	2,097	1	0,148	0,999
	SOSTENIBILIDAD	1,457	1,084	1,809	1	0,179	4,295
	Constante	0,320	0,681	0,221	1	0,638	1,378
Paso 7^a	ACTIVO	-0,001	0,001	1,512	1	0,219	0,999
	Constante	0,656	0,642	1,044	1	0,307	1,927

a. Variable(s) introducida(s) en el paso 1: ACTIVO, ENDEUDAMIENTO, EMPLEADOS, ROE, ROA, VAR.CAP.BURS, SOSTENIBILIDAD.

Fuente: Elaboración propia a partir de la herramienta científica SPSS.

A partir de los datos observados, se construye la ecuación de regresión del modelo logístico del año 2020, y se estima la probabilidad de que una empresa dada que cotiza en el índice NBI hubiese sido eficiente en función de su activo.

Se sustituye en la ecuación de regresión logística el parámetro α (0,656) que es la constante del modelo y se le suma el producto del parámetro β_1 (0,001) y la variable independiente X_1 que es el activo de una empresa dada.

$$P(EFICIENCIA = eficiente)_{2020} = \frac{1}{1 + \exp(-0,656 + 0,001 \times ACTIVO)}$$

Se sustituye el volumen de activo (en miles de dólares) de cada empresa en la ecuación anterior y se obtiene la probabilidad de que cada compañía incluida en la muestra hubiese sido eficiente en 2020 si tan solo se hubiera tenido en consideración la variable “activo” (tabla 34). Por lo general, se observan resultados muy similares a los obtenidos en 2018. La probabilidad de que las empresas sean eficientes se incrementa cuando solo se considera en el análisis el activo, lo cual tiene sentido, teniendo en cuenta los resultados obtenidos del análisis de holguras con R Studio que desvelaban que la causa principal de la ineficiencia de las empresas cotizadas en el índice NBI es el excesivo número de empleados.

Tabla 34. Probabilidades de eficiencia en función del activo en el año 2020.

EMPRESA	ACTIVO	P(Y = 1)
ALLO	1227.83	0.36
ARVN	717.37	0.48
BGNE	5600.76	0.01
BTX	3.75	0.66
COGT	250.92	0.60
EDIT	572.60	0.52
INVA	999.57	0.41
IONS	2390.00	0.15
KURA	647.21	0.50
KZR	151.84	0.62
MGTA	161.62	0.62
NKTR	1538.77	0.29
PETQ	771.59	0.47
QURE	340.39	0.58
RETA	857.60	0.45
SAGE	2159.25	0.18
SGMO	938.55	0.43
SIGA	149.83	0.62
VIRX	23.25	0.65
VRCA	74.15	0.64
XNCR	703.24	0.49
YMAB	132.05	0.63

Fuente: Elaboración propia a partir de Microsoft Excel.

Por último, se muestran los resultados derivados del análisis de regresión logística del año 2021 (tabla 35). A excepción de los modelos logísticos planteados en los años 2018 y 2020 en los que la única variable predictora que explicaba la variable dependiente era el activo, se incluyen dos variables independientes: la rentabilidad financiera y la variación de la capitalización bursátil. El resto de covariables se eliminan porque no son estadísticamente significativas según el estadístico de Wald.

Tabla 35. Variables en la ecuación (año 2021).

		B	E.T.	Wald	gl	Sig.	Exp(B)
Paso 1^a	ACTIVO	-0,001	0,002	0,278	1	0,598	0,999
	ENDEUDAMIENTO	-1,018	2,704	0,142	1	0,707	0,361
	EMPLEADOS	0,000	0,001	0,301	1	0,583	1,000
	ROE	0,600	0,973	0,380	1	0,538	1,821
	ROA	1,178	2,553	0,213	1	0,645	3,247
	VAR.CAP.BURS	0,511	0,343	2,218	1	0,136	1,666
	SOSTENIBILIDAD (1)	-1,258	1,203	1,094	1	0,296	0,284
	Constante	1,701	1,901	0,800	1	0,371	5,479
Paso 2^a	ACTIVO	-0,001	0,002	0,284	1	0,594	0,999
	EMPLEADOS	0,000	0,001	0,315	1	0,575	1,000
	ROE	0,745	1,006	0,548	1	0,459	2,107
	ROA	0,771	2,391	0,104	1	0,747	2,162
	VAR.CAP.BURS	0,551	0,380	2,105	1	0,147	1,735
	SOSTENIBILIDAD (1)	-1,300	1,197	1,180	1	0,277	0,272
	Constante	1,247	1,453	0,737	1	0,391	3,479
	Paso 3^a	ACTIVO	-0,001	0,002	0,209	1	0,647
EMPLEADOS		0,000	0,001	0,247	1	0,619	1,000
ROE		0,987	0,633	2,431	1	0,119	2,683
VAR.CAP.BURS		0,562	0,313	3,213	1	0,073	1,753
SOSTENIBILIDAD (1)		-1,325	1,197	1,226	1	0,268	0,266
Constante		1,061	1,290	0,676	1	0,411	2,888

Paso 4^a	EMPLEADOS	0,000	0,001	0,091	1	0,763	1,000
	ROE	0,898	0,651	1,898	1	0,168	2,454
	VAR.CAP.BURS	0,597	0,409	2,131	1	0,144	1,816
	SOSTENIBILIDAD (1)	-1,377	1,184	1,353	1	0,245	0,252
	Constante	0,655	0,954	0,471	1	0,493	1,924
Paso 5^a	ROE	0,941	0,649	2,098	1	0,147	2,562
	VAR.CAP.BURS	0,603	0,396	2,318	1	0,128	1,828
	SOSTENIBILIDAD (1)	-1,571	1,163	1,825	1	0,177	0,208
	Constante	0,889	0,904	0,966	1	0,326	2,432
Paso 6^a	ROE	1,072	0,632	2,882	1	0,090	2,921
	VAR.CAP.BURS	0,595	0,334	3,177	1	0,075	1,813
	Constante	0,080	0,590	0,018	1	0,892	1,083

a. Variable(s) introducida(s) en el paso 1: ACTIVO, ENDEUDAMIENTO, EMPLEADOS, ROE, ROA, VAR.CAP.BURS, SOSTENIBILIDAD.

Fuente: Elaboración propia a partir de Microsoft Excel.

A partir de esta información, se elabora la ecuación de regresión del modelo logístico para estimar la probabilidad de que una empresa dada que cotiza en el índice NBI hubiese sido eficiente en 2021 en función de la rentabilidad financiera y la variación de la capitalización bursátil.

Se sustituye en la ecuación de regresión logística el parámetro α (0,080) que es la constante del modelo, y se le suma el producto del parámetro β_1 (1,072) y la variable independiente X_1 que es la rentabilidad financiera de una empresa dada y, por otro lado, el producto del parámetro β_2 (0,595) y la variable independiente X_2 que es la variación de la capitalización bursátil de esa misma empresa.

$$P(\text{EFICIENCIA} = \text{eficiente})_{2021} = \frac{1}{1 + \exp(-0,080 - 1,072 \times \text{ROE} - 0,595 \times \text{VAR. CAP. BURS.})}$$

Se sustituye la rentabilidad financiera y la variación de la capitalización bursátil de cada empresa en la ecuación anterior y se obtiene la probabilidad de que cada compañía incluida en la muestra hubiese sido eficiente en 2021 si tan solo se hubieran tenido en consideración las variables independientes ROE y variación de la capitalización bursátil (tabla 36). Por lo general, se observa que cuanto mayor es la variación de la capitalización bursátil, mayor es la probabilidad de que una empresa sea eficiente. También se obtiene

que las pocas empresas con una rentabilidad financiera positiva tienen una probabilidad mayor de ser eficientes.

Tabla 36. Probabilidades de eficiencia en función de la ROE y la variación de la capitalización bursátil.

EMPRESA	ROE	VAR.CAP.BURSÁTIL	$P(Y = 1)$
ANAB	-0.16	0.63	0.57
AVXL	-0.07	2.93	0.85
BLUE	-2.19	-0.75	0.06
BTX	-13.24	31.73	0.99
CMRX	-2.54	0.84	0.10
HALO	2.04	-0.04	0.90
HBIO	0.00	0.72	0.62
INSM	-1.06	-0.05	0.25
INVA	0.64	-0.40	0.62
IOVA	-0.55	-0.56	0.30
KURA	-0.26	-0.57	0.36
KZR	-0.28	2.89	0.81
LGND	0.07	0.61	0.62
MRUS	-0.21	1.50	0.67
OCX	-0.98	0.21	0.29
RETA	-1.60	-0.79	0.10
RIGL	-0.59	-0.23	0.33
SPRO	-1.02	-0.09	0.25
SYNH	0.07	0.50	0.61
VIRX	-1.22	2.79	0.60

Fuente: Elaboración propia a partir de Microsoft Excel.

5. CONCLUSIONES

El panel construido con variables económico-financieras de 164 empresas, que pertenecen al índice Nasdaq Biotechnology y que cumplen con los criterios establecidos en el análisis estadístico descriptivo del presente trabajo, ha resultado ser muy fructífero para analizar la eficiencia de dichas compañías durante el periodo 2018 – 2021 a partir del análisis envolvente de datos.

Los resultados derivados del análisis descriptivo revelan que estas empresas son representativas del conjunto del índice. Se caracterizan por ser pequeñas al obtener valores entre -1 y 1 de la variable activo estandarizado, por ser generalmente originarias de estados unidos y desarrollar su principal actividad en la industria biotecnológica.

Con relación a la sostenibilidad, se ha obtenido que mayoritariamente las empresas del índice NBI tienden a no ser sostenibles y que la región que presenta mejores resultados en este contexto son las compañías europeas.

Durante el periodo analizado, se ha observado que las puntuaciones de eficiencia de la mayoría de las empresas cotizadas en el índice Nasdaq Biotechnology se han ido reduciendo de forma progresiva y que se encuentran notablemente alejadas de la superficie envolvente. De hecho, solo un reducido grupo de cinco empresas ha logrado mantener una eficiencia constante a lo largo de todos los años estudiados.

Uno de los factores que contribuye a esta situación es el empeoramiento en la gestión de los recursos, particularmente en lo que respecta a la mano de obra, ya que el aumento de otros inputs como el activo y el endeudamiento medio no resultan ser el principal foco del problema como se muestra en el análisis de holguras.

Además, los resultados obtenidos por las empresas también se han visto deteriorados a lo largo de los años. Este declive ha tenido un impacto significativo en la cantidad de empresas eficientes, ya que se ha observado una marcada disminución en el número de empresas que logran mantener altos niveles de eficiencia desde el año 2018 en adelante.

No obstante, las empresas estadounidenses han resultado ser más eficientes en comparación al resto de regiones a lo largo del periodo estudiado. Esta tendencia se refleja también si se comparan las puntuaciones medias de eficiencia en las tres regiones, ya que, las empresas localizadas en Estados Unidos presentan resultados más altos de eficiencia.

Otro aspecto significativo de la investigación es que no se aprecia una relación clara entre eficiencia y sostenibilidad, aunque sí que se observa que la cantidad de empresas calificadas como sostenibles, según Sustainalytics, tienden a tener una probabilidad más alta de ser eficientes.

Al aplicar la regresión logística binaria multivariante utilizando el método de eliminación hacia atrás basado en la razón de verosimilitud, se ha observado que al eliminar las variables predictoras que no presentan significancia estadística según el estadístico de Wald, se mejora la probabilidad de que una empresa sea eficiente. Este fenómeno se ha evidenciado en el modelo desarrollado para los años 2018 y 2020, donde se ha concluido

que al incluir únicamente la variable "activo" en el modelo, la probabilidad de que las empresas alcancen la eficiencia es mayor.

Este resultado se encuentra respaldado por el análisis de holguras realizado mediante R Studio, el cual ha revelado que el principal factor subyacente de la ineficiencia empresarial es el excesivo número de empleados. Por lo tanto, al considerar únicamente la variable "activo" en el modelo de regresión logística, se reduce la exposición a que una empresa sea ineficiente.

Estos hallazgos resaltan la importancia de abordar los desafíos asociados con la gestión de recursos y los resultados obtenidos en el ámbito de las empresas cotizadas en el índice Nasdaq Biotechnology. Es fundamental que las organizaciones busquen estrategias efectivas para mejorar su eficiencia y mantenerse competitivas en un entorno empresarial en constante evolución.

6. BIBLIOGRAFÍA

- A.Cabral Rodríguez, F.J.De la Paz Cimé Jiménez, R.A.Cob Mendoza, E. Zapata Alonso. “Probabilidad y Estadística. Colegio de Estudios Científicos y Tecnológicos del Estado de Campeche.”, 2021.
- A.Xiong. “Research on Technological Innovation Efficiency of Pharmaceutical Companies Based on Data Envelopment Analysis Method”, 2020.
- B.Latorre Scilingo, S.González de Julián, I.Barrachina Martínez. “Application of Data Envelopment Analysis to the evaluation of biotechnological companies”, 2022.
- R.Boffo and R.Patalano, OECD París. “ESG Investing Practices, Progress and Challenges”. www.oecd.org/finance/ESG-Investing-Practices-Progress-and-Challenges.pdf, 2020.
- M.Aguayo Canela, Beturia Andalusian Foundation for Health Research. “Multivariate binary logistic regression with SPSS”, 2007.
- A.Chaenes, W.W.Cooper, E.Rhodes. “Measuring the efficiency of decision making units”, 1978.
- D.Tyteca. “Linear programming models for the measurement of environmental performance of firms - concepts and empirical results”, 1997.
- R.Fare, S.Grosskopf, D.Tyteca. “An activity analysis model of the environmental performance of firms - application to fossil, fuel, fired electric utilities”, 1996.
- Y.Gao, W.Li, X.You. “Research on the efficiency evaluation of China’s railway transport enterprises with network Data Envelopment Analysis”, 2011.
- H.Pannu, U.Kumar, J.Farooqui. “Impact of Innovation on the Performance of Indian Pharmaceutical Industry Using Data Envelopment Analysis”, 2010.

- A.Haneda, S.Hashimoto. “Measuring the change in R&D efficiency of the Japanese pharmaceutical industry”, 2008.
- X.Liu, J.Chu, P.Yin, J.Sun. “Data Envelopment Analysis cross-efficiency evaluation considering undesirable output and ranking priority: a case study of eco-efficiency analysis of coal-fired power plants”, 2017.
- Inc. Nasdaq. “Nasdaq Biotechnological Index. Description multiple classes of securities”, 2021.
- Z.Hernández Martín. “Métodos de análisis de datos”. Universidad de la Rioja, 2012.
- Gary P.Pisano. “The Evolution of Science - Based Business: Innovating How We Innovate”, 2010.
- X.Qiu, J.Zhiyue. “Evaluation and Analysis of the operating efficiency of my country’s biopharmaceutical industry”, 2015.
- P.Schrippe, JLD.Ribeiro. “Corporate sustainability assessment heuristics: a study of large Brazilian companies”, 2018.
- B.Latorre Scilingo. “Análisis económico financiero de las empresas que componen el índice Nasdaq Biotechnology y su sostenibilidad”, 2022.
- Y.Suh, H.Seol, H.Bae. Y.Park. “Eco-efficiency based on social performance and its relationship with financial performance a crossindustry analysis of South Korea”, 2014.
- Tesoro Público. “Marco de Bonos Verdes del Reino de España”, 2021.
- Tsung-Xian Lin, Zhong-huan Wu, Xiao-xia Ji, Jia-jia Yang. “Research on the Operating Efficiency of Chinese Listed Pharmaceutical Companies Based on Two-Stage Network Data Envelopment Analysis and Malmquist”, 2021.
- Y.Wang. “Research on the financing efficiency of biomedicine industry based on Data Envelopment Analysis model”, 2021.

- Z.Li, R.Liu, H.He, J.Qin. “An empirical study on the efficiency of the pharmaceutical industry based on the SE-DEA model”, 2016.
- L.Zhang, C.Cao, F.Tang, J.He, D.Li. “Does China’s emissions trading system foster corporate green innovation? Evidence from regulating listed companies Technology Analysis & Strategic”, 2018.
- G.Zhu, Z.Ma. “A study on range of control transfer during multi-stage venture capital investment”, 2008.
- Zicheng, Zhang. “Research on Performance Evaluation of Pharmaceutical Enterprises Based on AHP - Data Envelopment Analysis Method”, 2018.
- J. Zhang, J. De Spiegeleer, and W. Schoutens. “Implied tail risk and ESG ratings”, 2021.
- A. Filbeck, G. Filbeck, X. Zhao, A. Filbeck, G. Filbeck, and X. Zhao. “Performance Assessment of Firms Following Sustainability ESG Principles”. *The Journal of Investing*, 2019.
- T. Jiang, Y. Zhang, and Q. Jin. “Sustainability efficiency assessment of listed companies in China: a super-efficiency SBM-DEA model considering undesirable output”, 2021.
- J. M. Cordero, A. García-García, E. Lau-Cortés, and C. Polo. “Assessing Panamanian hospitals’ performance with alternative frontier methods”. *International Transactions in Operational Research*, 2023.
- S. González-De-julián, I. Barrachina-Martínez, D. Vivas-Consuelo, Á. Bonet-Pla, and R. Usó Talamantes. “Data envelopment analysis applications on primary health care using exogenous variables and health outcomes”, 2021.
- J. Aparicio, M. Kapelko, and L. Ortiz. “Enhancing the measurement of firm inefficiency accounting for corporate social responsibility: A dynamic data envelopment analysis fuzzy approach”, 2023.

K. Gauvreau and M. Pagano. "The analysis of correlated binary outcomes using multivariate logistic regression". *Biometrical Journal*, 1997.

H. Joe and Y. Liu. "A model for a multivariate binary response with covariates based on compatible conditionally specified logistic regressions", 1996.

7. ANEXOS

ANEXO I. RELACIÓN DEL TRABAJO CON LOS OBJETIVOS DE DESARROLLO SOSTENIBLE DE LA AGENDA 2030

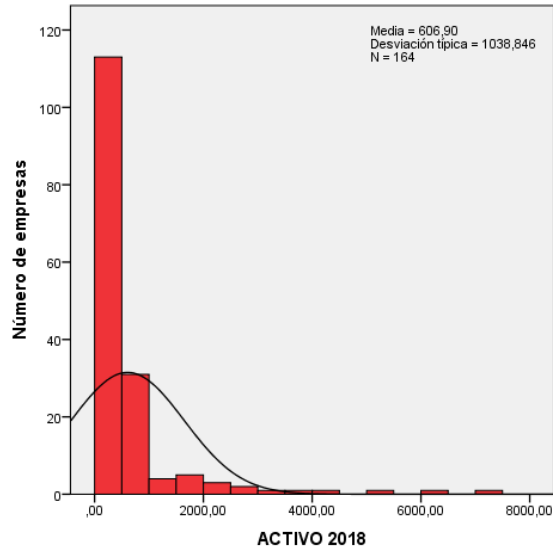
Grado de relación del trabajo con los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS).

Objetivos de Desarrollo Sostenibles	Alto	Medio	Bajo	No Procede
ODS 1. Fin de la pobreza.				X
ODS 2. Hambre cero.				X
ODS 3. Salud y bienestar.	X			
ODS 4. Educación de calidad.				X
ODS 5. Igualdad de género.				X
ODS 6. Agua limpia y saneamiento.	X			
ODS 7. Energía asequible y no contaminante.	X			
ODS 8. Trabajo decente y crecimiento económico.	X			
ODS 9. Industria, innovación e infraestructuras.				X
ODS 10. Reducción de las desigualdades.	X			
ODS 11. Ciudades y comunidades sostenibles.				X
ODS 12. Producción y consumo responsables.	X			
ODS 13. Acción por el clima.	X			
ODS 14. Vida submarina.				X
ODS 15. Vida de ecosistemas terrestres.				X
ODS 16. Paz, justicia e instituciones sólidas.	X			
ODS 17. Alianzas para lograr objetivos.				X

ANEXO II. HISTOGRAMAS ANÁLISIS ESTADÍSTICO DESCRIPTIVO.

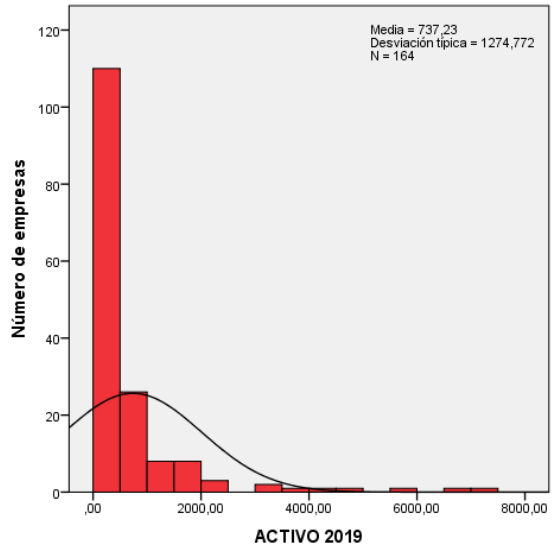
a) Análisis descriptivo del volumen de activo de las empresas cotizadas en el NBI.

Gráfico 13. Volumen de activo en miles de USD año 2018.



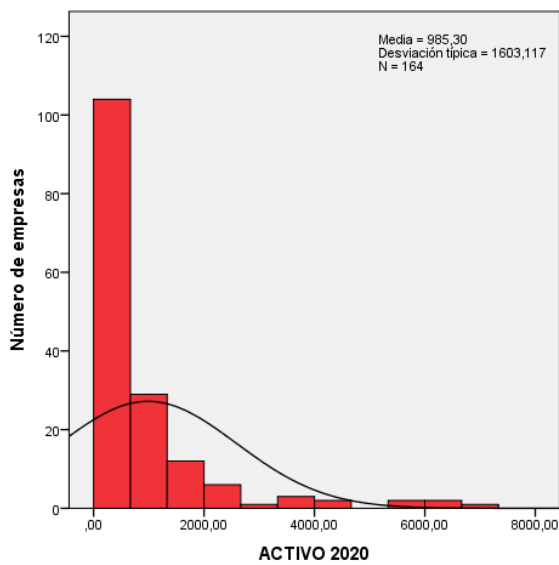
Fuente: Elaboración propia a partir de SPSS.

Gráfico 14. Volumen de activo en miles de USD año 2019.



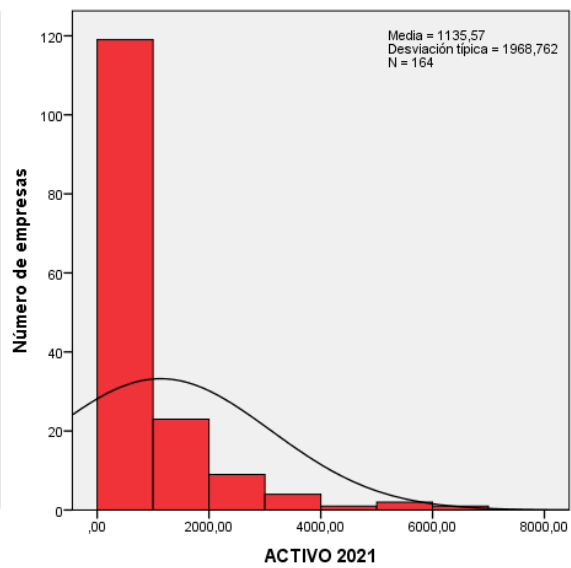
Fuente: Elaboración propia a partir de SPSS.

Gráfico 15. Volumen de activo en miles de USD año 2020.



Fuente: Elaboración propia a partir de SPSS.

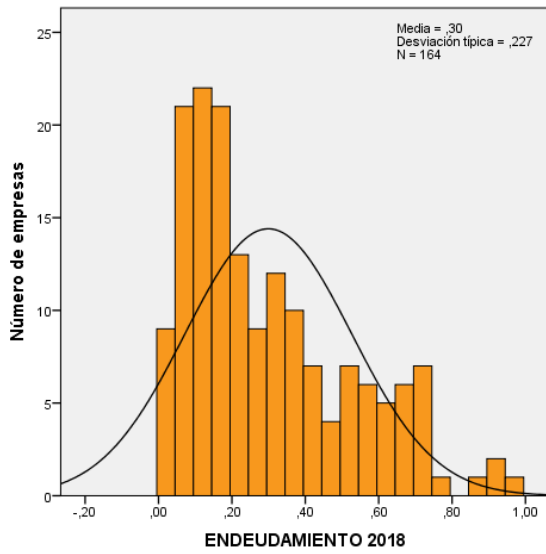
Gráfico 16. Volumen de activo en miles de USD año 2021.



Fuente: Elaboración propia a partir de SPSS.

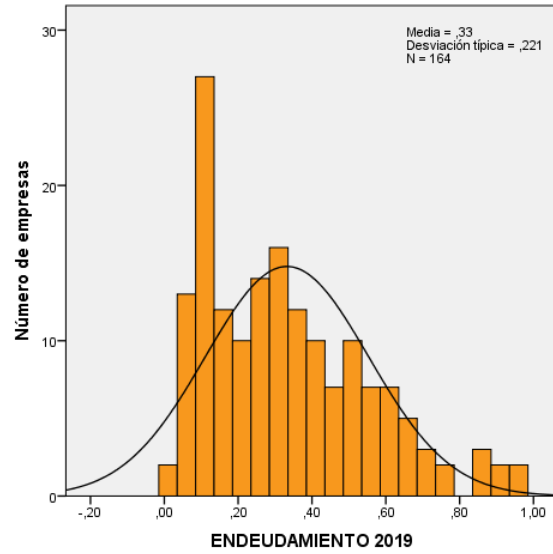
b) Análisis descriptivo del nivel de endeudamiento de las empresas cotizadas en el NBI.

Gráfico 17. Nivel de endeudamiento empresas NBI año 2018.



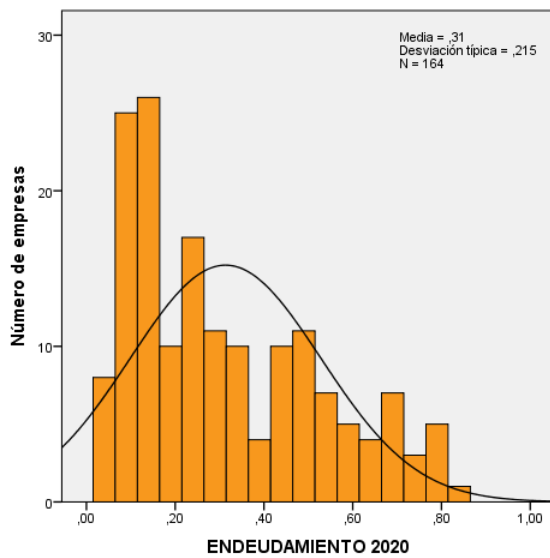
Fuente: Elaboración propia a partir de SPSS.

Gráfico 18. Nivel de endeudamiento empresas NBI año 2019.



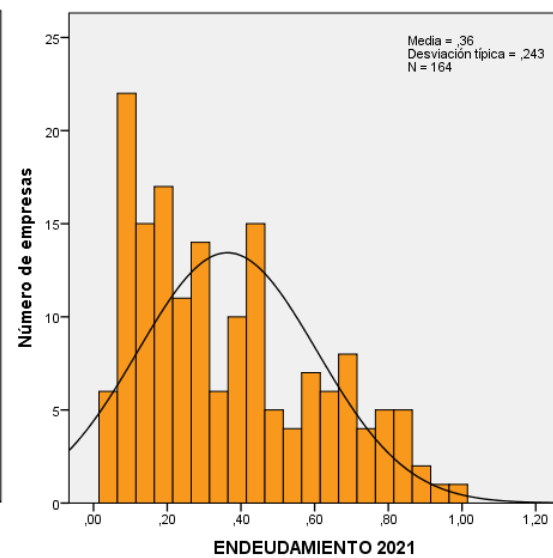
Fuente: Elaboración propia a partir de SPSS.

Gráfico 19. Nivel de endeudamiento empresas NBI año 2020.



Fuente: Elaboración propia a partir de SPSS.

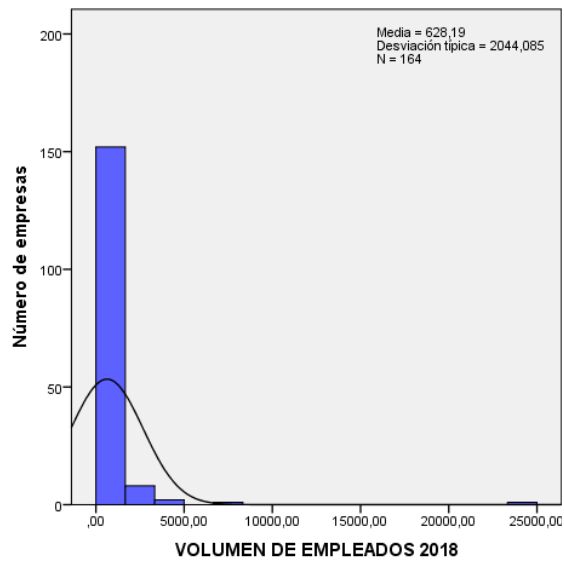
Gráfico 20. Nivel de endeudamiento empresas NBI año 2021.



Fuente: Elaboración propia a partir de SPSS.

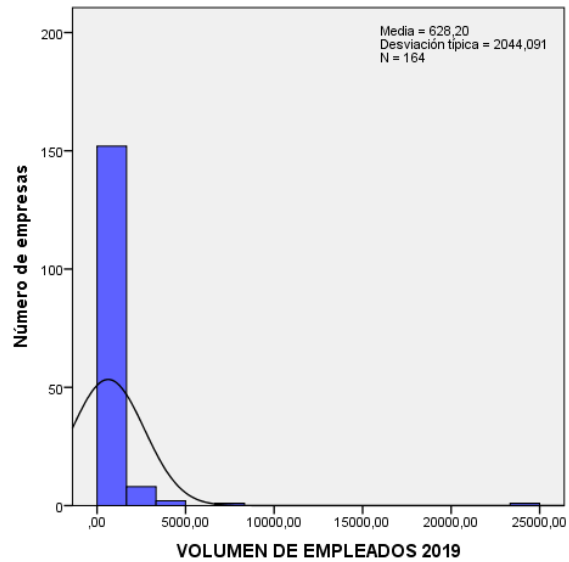
c) Análisis descriptivo del volumen de empleados de las empresas cotizadas en el NBI.

Gráfico 21. Volumen medio de empleados 2018.



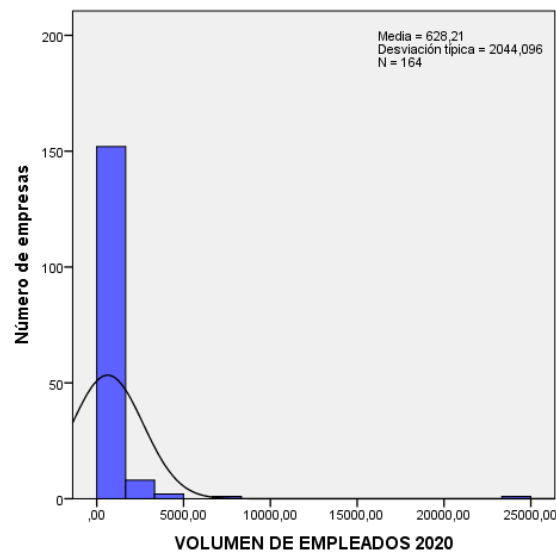
Fuente: Elaboración propia a partir de SPSS.

Gráfico 22. Volumen medio de empleados 2019.



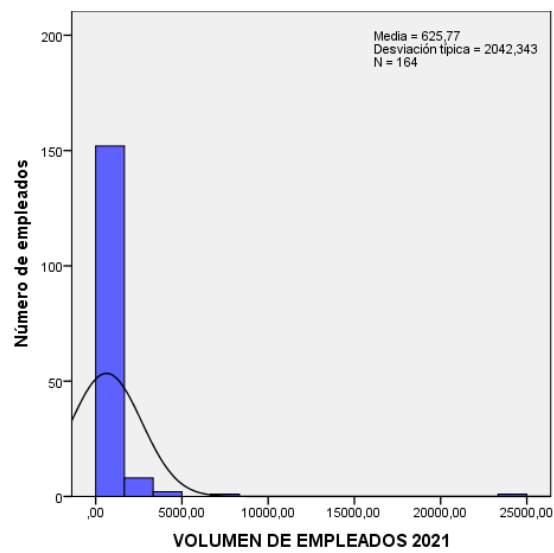
Fuente: Elaboración propia a partir de SPSS.

Gráfico 23. Volumen medio de empleados 2020.



Fuente: Elaboración propia a partir de SPSS.

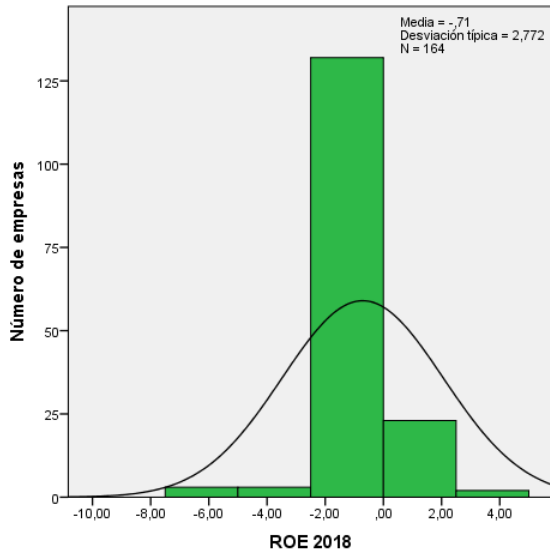
Gráfico 24. Volumen medio de empleados 2021.



Fuente: Elaboración propia a partir de SPSS.

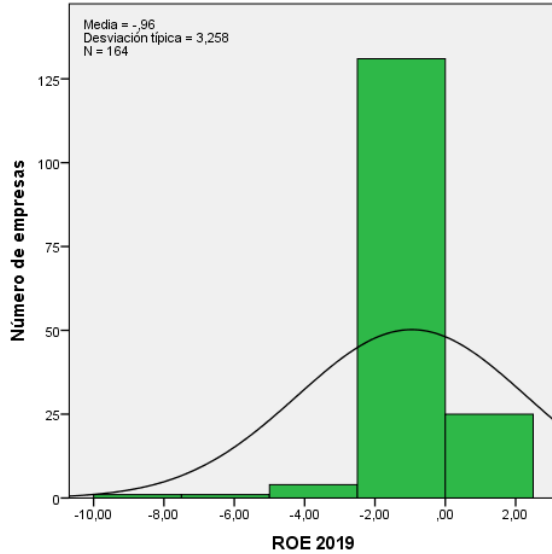
d) Análisis descriptivo de la ROE de las empresas cotizadas en el NBI.

Gráfico 25. ROE de las empresas del NBI en 2018



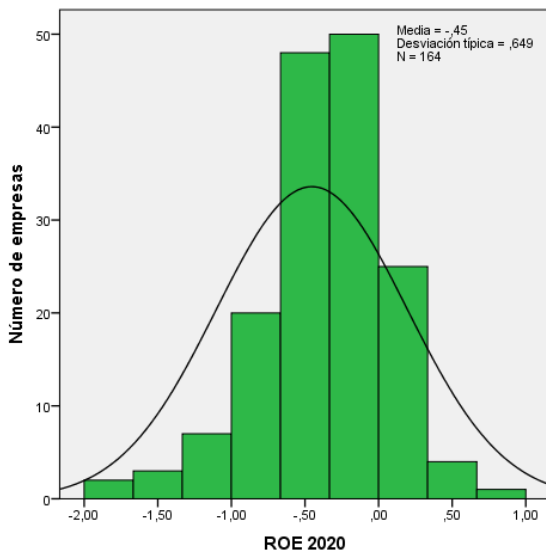
Fuente: Elaboración propia a partir de SPSS.

Gráfico 26. ROE de las empresas del NBI en 2019.



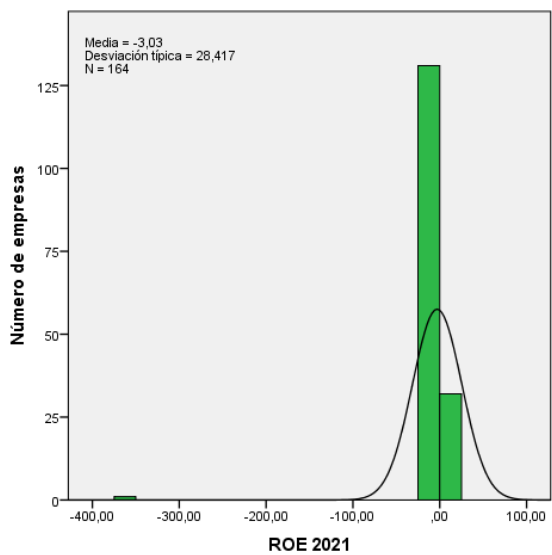
Fuente: Elaboración propia a partir de SPSS.

Gráfico 27. ROE de las empresas del NBI en 2020.



Fuente: Elaboración propia a partir de SPSS.

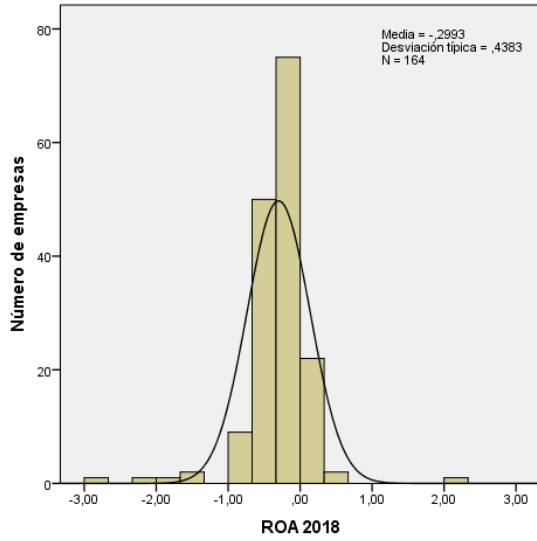
Gráfico 28. ROE de las empresas del NBI en 2021.



Fuente: Elaboración propia a partir de SPSS.

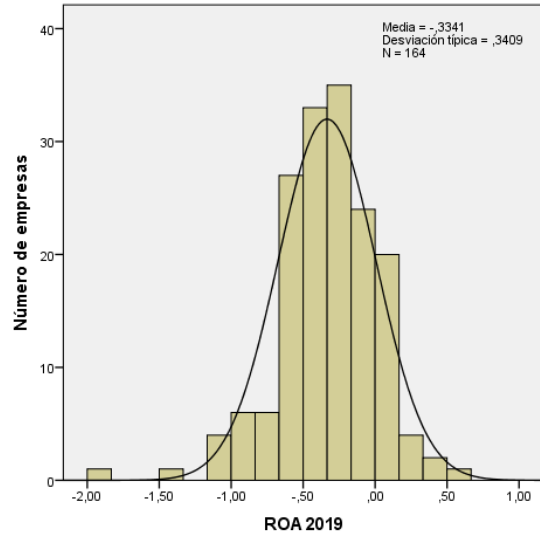
e) Análisis descriptivo de la ROA de las empresas cotizadas en el NBI.

Gráfico 29. ROA de las empresas del NBI en 2018.



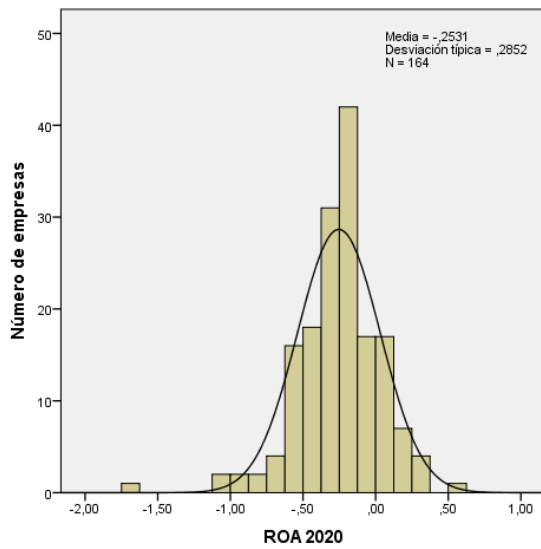
Fuente: Elaboración propia a partir de SPSS.

Gráfico 30. ROA de las empresas del NBI en 2019.



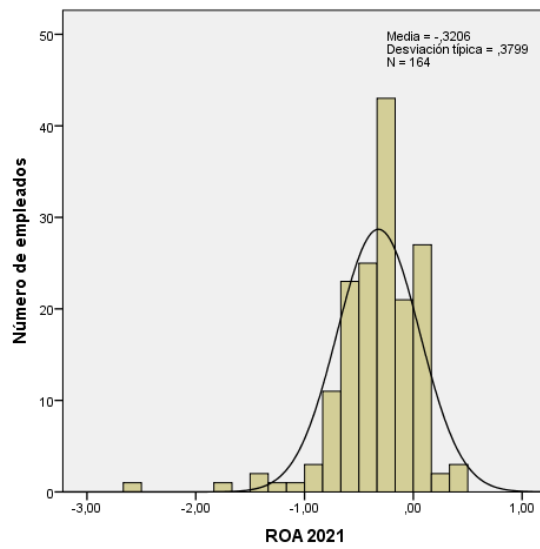
Fuente: Elaboración propia a partir de SPSS.

Gráfico 31. ROA de las empresas del NBI en 2020.



Fuente: Elaboración propia a partir de SPSS.

Gráfico 32. ROA de las empresas del NBI en 2021.



Fuente: Elaboración propia a partir de SPSS.

ANEXO III. HISTORIAL DE ITERACIONES.

Tabla 37. Historial de iteraciones.

		<i>Coefficientes</i>								
<i>Iteración</i>		<i>-2LL</i>	<i>Constante</i>	<i>ACTIVO</i>	<i>ENDEUD.</i>	<i>EMPLEA.</i>	<i>ROE</i>	<i>ROA</i>	<i>C.BURS.</i>	<i>SOST.</i>
Paso 1	1	62,206	1,013	-0,001	-0,862	0,000	-0,083	0,336	0,001	-0,466
	2	61,508	1,263	-0,002	-1,127	0,000	-0,120	0,477	0,001	-0,497
	3	61,397	1,308	-0,002	-1,162	0,000	-0,125	0,495	0,001	-0,513
	4	61,330	1,332	-0,002	-1,159	0,000	-0,124	0,492	0,001	-0,540
	5	61,280	1,376	-0,002	-1,154	0,000	-0,122	0,487	0,001	-0,588
	6	61,277	1,392	-0,002	-1,153	0,000	-0,122	0,486	0,001	-0,605
	7	61,277	1,393	-0,002	-1,153	0,000	-0,122	0,486	0,001	-0,605
Paso 2	1	63,816	,705	0,000	-0,948		-0,116	0,267	0,001	-0,374
	2	61,903	1,031	-0,001	-0,992		-0,108	0,353	0,001	-0,499
	3	61,295	1,335	-0,002	-1,116		-0,116	0,462	0,001	-0,588
	4	61,278	1,386	-0,002	-1,155		-0,122	0,488	0,001	-0,595
	5	61,278	1,387	-0,002	-1,155		-0,122	0,489	0,001	-0,595
	6	61,278	1,387	-0,002	-1,155		-0,122	0,489	0,001	-0,595
Paso 3	1	63,937	0,658	0,000	-0,682			0,050	0,001	-0,418
	2	62,014	0,989	-0,001	-0,734			0,153	0,001	-0,541
	3	61,424	1,280	-0,002	-0,827			0,244	0,002	-0,631
	4	61,407	1,326	-0,002	-0,847			0,259	0,002	-0,638
	5	61,407	1,327	-0,002	-0,847			0,260	0,002	-0,638
Paso 4	1	63,962	0,643	0,000	-0,678				0,001	-0,423
	2	62,179	0,930	-0,001	-0,722				0,001	-0,551
	3	61,700	1,159	-0,002	-0,797				0,002	-0,637
	4	61,689	1,191	-0,002	-0,813				0,002	-0,644
	5	61,689	1,191	-0,002	-0,813				0,002	-0,644
Paso 5	1	64,294	0,439	0,000					0,001	-0,380

	2	62,567	0,704	-0,001		0,001	-0,500
	3	62,122	0,896	-0,001		0,002	-0,572
	4	62,111	0,920	-0,002		0,002	-0,575
	5	62,111	0,921	-0,002		0,002	-0,575
Paso 6	1	64,913	0,525	-0,001			-0,459
	2	63,147	0,803	-0,001			-0,582
	3	62,686	0,998	-0,002			-0,653
	4	62,675	1,023	-0,002			-0,657
	5	62,675	1,024	-0,002			-0,657
Paso 7	1	65,608	0,248	0,000			
	2	64,186	0,421	-0,001			
	3	63,798	0,555	-0,001			
	4	63,787	0,577	-0,001			
	5	63,787	0,578	-0,001			

a. Método: Por pasos hacia atrás (Razón de verosimilitud)

b. En el modelo se incluye una constante.

c. -2 log de la verosimilitud inicial: 69,315

d. La estimación ha finalizado en el número de iteración 7 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de ,001.

e. La estimación ha finalizado en el número de iteración 6 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de ,001.

f. La estimación ha finalizado en el número de iteración 5 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de ,001.

ANEXO IV. TABLA DE CONTINGENCIAS DE LA PRUEBA DE HOSMER Y LEMESHOW.

Tabla 38. Tabla de contingencias de la prueba de Hosmer y Lemeshow).

		<i>EFICIENCIA = INEFICIENTE</i>		<i>EFICIENCIA = EFICIENTE</i>		<i>Total</i>
		<i>Observado</i>	<i>Esperado</i>	<i>Observado</i>	<i>Esperado</i>	
Paso 1	1	4	4,289	1	0,711	5
	2	3	3,542	2	1,458	5
	3	4	3,202	1	1,798	5
	4	1	2,610	4	2,390	5
	5	3	2,462	2	2,538	5
	6	3	2,249	2	2,751	5
	7	3	2,086	2	2,914	5
	8	2	1,885	3	3,115	5
	9	1	1,565	4	3,435	5
	10	1	1,109	4	3,891	5
Paso 2	1	4	4,287	1	0,713	5
	2	3	3,547	2	1,453	5
	3	4	3,206	1	1,794	5
	4	2	2,601	3	2,399	5
	5	2	2,460	3	2,540	5
	6	3	2,251	2	2,749	5
	7	3	2,079	2	2,921	5
	8	2	1,883	3	3,117	5
	9	1	1,572	4	3,428	5
	10	1	1,113	4	3,887	5
Paso 3	1	4	4,283	1	0,717	5
	2	3	3,460	2	1,540	5
	3	4	3,217	1	1,783	5
	4	2	2,708	3	2,292	5
	5	2	2,455	3	2,545	5

	6	3	2,223	2	2,777	5
	7	4	2,087	1	2,913	5
	8	1	1,899	4	3,101	5
	9	1	1,547	4	3,453	5
	10	1	1,120	4	3,880	5
Paso 4	1	4	4,252	1	0,748	5
	2	3	3,477	2	1,523	5
	3	5	3,160	0	1,840	5
	4	0	2,693	5	2,307	5
	5	3	2,456	2	2,544	5
	6	4	2,217	1	2,783	5
	7	3	2,067	2	2,933	5
	8	1	1,949	4	3,051	5
	9	1	1,565	4	3,435	5
	10	1	1,164	4	3,836	5
Paso 5	1	3	4,323	2	0,677	5
	2	5	3,378	0	1,622	5
	3	3	3,086	2	1,914	5
	4	3	2,684	2	2,316	5
	5	3	2,337	2	2,663	5
	6	3	2,193	2	2,807	5
	7	0	2,112	5	2,888	5
	8	2	1,943	3	3,057	5
	9	2	1,680	3	3,320	5
	10	1	1,265	4	3,735	5
Paso 6	1	3	4,318	2	0,682	5
	2	5	3,376	0	1,624	5
	3	3	3,100	2	1,900	5
	4	3	2,683	2	2,317	5

	5	3	2,327	2	2,673	5
	6	2	2,182	3	2,818	5
	7	0	2,079	5	2,921	5
	8	3	1,856	2	3,144	5
	9	2	1,600	3	3,400	5
	10	1	1,481	4	3,519	5
Paso 7	1	3	4,401	2	0,599	5
	2	5	3,251	0	1,749	5
	3	2	2,728	3	2,272	5
	4	3	2,536	2	2,464	5
	5	4	2,235	1	2,765	5
	6	2	2,125	3	2,875	5
	7	3	2,043	2	2,957	5
	8	2	1,960	3	3,040	5
	9	1	1,898	4	3,102	5
	10	0	1,825	5	3,175	5

Fuente: Elaboración propia a partir de la herramienta científica SPSS.

ANEXO V. TABLA DE CONTINGENCIAS DE LA PRUEBA DE HOSMER Y LEMESHOW.

Tabla 39. Variables que no están en la ecuación el año 2018.

			<i>Puntuación</i>	<i>gl</i>	<i>Sig.</i>	
Paso 2 ^a	Variables	EMPLEADOS	0,001	1	0,970	
	Estadísticos globales		0,001	1	0,970	
Paso 3 ^b	Variables	EMPLEADOS	0,002	1	0,961	
		ROE	0,129	1	0,720	
	Estadísticos globales		0,130	2	0,937	
Paso 4 ^c	Variables	EMPLEADOS	0,010	1	0,922	
		ROE	0,041	1	0,840	
		ROA	0,284	1	0,594	
	Estadísticos globales		0,416	3	0,937	
Paso 5 ^d	Variables	ENDEUDAMIENTO	0,422	1	0,516	
		EMPLEADOS	0,011	1	0,915	
		ROE	0,171	1	0,679	
	Estadísticos globales	ROA	0,248	1	0,619	
				0,829	4	0,934
				0,448	1	0,503
Paso 6 ^e	Variables	EMPLEADOS	0,021	1	0,885	
		ROE	0,140	1	0,708	
		ROA	0,268	1	0,604	
	Estadísticos globales	VAR.CAP.BURS	0,417	1	0,518	
				1,261	5	0,939
				0,248	1	0,618
Paso 7 ^f	Variables	EMPLEADOS	0,061	1	0,805	
		ROE	0,037	1	0,847	
		ROA	0,314	1	0,575	
		VAR.CAP.BURS	0,647	1	0,421	
	Estadísticos globales		SOSTENIBILIDAD (1)	1,097	1	0,295
		2,302		6	0,890	

- a. Variable(s) eliminada(s) en el paso 2: EMPLEADOS.
 b. Variable(s) eliminada(s) en el paso 3: ROE.
 c. Variable(s) eliminada(s) en el paso 4: ROA.
 d. Variable(s) eliminada(s) en el paso 5: ENDEUDAMIENTO.
 e. Variable(s) eliminada(s) en el paso 6: VAR.CAP.BURS.
 f. Variable(s) eliminada(s) en el paso 7: SOSTENIBILIDAD.