

DOI: <https://doi.org/10.15517/rce.v41i1.49426>

HOW TO CHOOSE INVESTMENTS THAT MATCH YOUR NEEDS? A PROPOSAL FOR THE CATEGORIZATION OF MUTUAL FUNDS FOR LATIN AMERICAN EMERGING MARKETS, CASE OF COSTA RICA

HOW TO CHOOSE INVESTMENTS THAT MATCH YOUR NEEDS? A PROPOSAL FOR THE CATEGORIZATION OF MUTUAL FUNDS FOR LATIN AMERICAN EMERGING MARKETS, CASE OF COSTA RICA

Maiko Zheng-Guo¹
Manrique Hernández-Ramírez²
Martín Solís³

Recibido: 09/12/2021

Aprobado: 02/12/2022

RESUMEN

Los fondos de inversión son clasificados frecuentemente de acuerdo con su objetivo de inversión; sin embargo, esta metodología no garantiza que los productos conformados en un mismo grupo cuenten con un nivel de rendimiento, riesgo y desempeño similares. Por esta razón, en el presente estudio se propone un método de clasificación empleando la técnica del análisis de conglomerado a 92 fondos de inversión del mercado costarricense. Como resultado, se logró separar los 92 fondos de inversión en 8 grupos diferentes, mediante el método de agrupamiento llamado partición alrededor de medoids (PAM). Esta propuesta puede facilitarles a inversionistas y otros actores una mejor planificación estratégica y toma de decisión desde la perspectiva financiera.

PALABRAS CLAVE: FONDOS DE INVERSIÓN, INVERSIONISTAS, ANÁLISIS DE CONGLOMERADO, PARTICIÓN ALREDEDOR DE MEDOIDS (PAM), COSTA RICA.

CLASIFICACIÓN JEL: G11, G23, G19.

-
- 1 Tecnológico de Costa Rica, Escuela de Administración de Empresas; Código Postal:159-7050; Cartago, Costa Rica; zhengmaiko@gmail.com
 - 2 Tecnológico de Costa Rica, Escuela de Administración de Empresas; Código Postal:159-7050; Cartago, Costa Rica; manrique.hernandez@itcr.ac.cr
 - 3 Tecnológico de Costa Rica, Escuela de Administración de Empresas; Código Postal:159-7050; Cartago, Costa Rica; marsolis@itcr.ac.cr

ABSTRACT

Mutual funds are frequently classified according to their investment objective; however, this methodology does not guarantee that the products formed in the same group have a similar level of return, risk, and performance. For this reason, this study proposes a classification method using the conglomerate analysis technique for the 92 mutual funds in the Costa Rican market. As a result, it was possible to separate the 92 mutual funds into 8 different groups by the grouping method called partition around medoids (PAM). This proposal can facilitate investors and other actors better strategic planning and decision making from a financial perspective.

KEYWORDS: MUTUAL FUNDS, CLUSTER ANALYSIS, INVESTORS, PARTITION AROUND MEDOIDS (PAM), COSTA RICA.

JEL CLASSIFICATION: G11, G23, G19.

I. INTRODUCCIÓN

En los últimos 3 años, el número de cuentas abiertas de los fondos de inversión ha incrementado significativamente en Costa Rica; en un 39% según las estadísticas de la industria (Superintendencia General de Valores [SUGEVAL], 2021), lo cual refleja que cada vez más, quienes invierten adoptan estos productos para generar ingresos pasivos a sus ahorros. Asimismo, el mercado costarricense se encuentra en un ritmo de desarrollo y crecimiento constante, que llegó a un aumento de aproximadamente 50% de los activos netos invertidos en el sector de los fondos de inversión en el año 2021 con respecto al año 2018 (SUGEVAL, 2021). Además, la cantidad de opciones disponibles llegó a 102 fondos de inversión; por lo tanto, ante estos crecimientos, la población consumidora podría enfrentar dificultades para seleccionar correctamente aquellos productos que se ajustan a sus necesidades personales.

En el mercado costarricense, los fondos de inversión están regulados por la SUGEVAL y se encuentran clasificados principalmente por el objetivo de inversión, de los cuales son fondos accionarios, crecimiento, titularización, desarrollo de proyectos, ingreso, inmobiliario y mercado de dinero. Sin embargo, este tipo de agrupamiento no es el óptimo para que quienes invierten puedan diversificar su portafolio, debido a que no garantiza una diferencia suficientemente significativa entre una categoría y otra en términos financieros, lo cual dificulta la diversificación (Marathe & Shawky, 1999; Moreno et al., 2006). Por esta razón, en el mercado exterior el método de análisis de conglomerado es empleado para clasificar los productos de inversión de acuerdo con su nivel de homogeneidad y, así, facilitar la estrategia de diversificación (Kumar & Rama Devi, 2011; Menardi & Lisi, 2015; Sakakibara et al., 2015; Shanmugham, 2011).

Debido a la falta de un sistema de clasificación adecuado que tome en cuenta el nivel de similitud en términos financieros entre grupos de fondos de inversión en el mercado costarricense, se considera relevante proponer un método de clasificación basado en el análisis de conglomerado. Por esta razón, el objetivo del presente estudio es desarrollar una propuesta de agrupamiento para los fondos de inversión costarricenses, que permita identificar cuáles productos en específicos son homogéneos entre sí, desde la perspectiva de los indicadores de rendimiento, riesgo y desempeño.

La finalidad es facilitarle quien invierta una mejor selección de los productos y, al mismo tiempo, proporcionarle opciones similares en los indicadores de rendimiento, riesgo y desempeño para la diversificación del portafolio. De igual manera, servirá como una herramienta para simplificar la toma de decisiones financieras, como el establecimiento de estrategias de inversión y la comprensión de las características financieras que conforma la cartera. Finalmente, el resultado podrá servir como una fuente de referencia para que las sociedades administradoras de fondos de inversión revisen cómo se encuentra actualmente el desempeño de su producto en comparación

con los similares de la competencia, analizando la diferencia de las ratios financieras del mismo conglomerado.

II. AGRUPAMIENTO DE INVERSIONES: UNA REVISIÓN LITERARIA

En el ámbito de las inversiones, el análisis de conglomerado ha sido usado para clasificar las inversiones en acciones (Romesburg, 2004). Por ejemplo, un estudio realizado en el mercado de Turquía por Tekin y Gümüş (2017) identificó que, con la aplicación del análisis de conglomerado, las 88 acciones del índice BIST 100 pueden ser clasificadas en 12 grupos diferentes, simplificando así la toma de decisiones a quienes invierten. Otro estudio realizado por Bjärkby y Grägg (2019) permitió construir un portafolio de diversificación, cruzando diferentes sectores financieros. Su metodología consistía en aplicar un análisis de conglomerado a las 305 acciones de Suecia para clasificar estos productos en 9 grupos diferentes.

Asimismo, Peachavanish (2016) empleó el método de análisis de conglomerado para identificar el grupo de acciones que tienen las mejores características en términos de los indicadores de tendencias e impulso. Recientemente, Medellu y Nugraha (2021) aplicaron el análisis de conglomerado de k medias para agrupar las acciones de acuerdo con su nivel de volatilidad, liquidez y la capitalización de mercado.

De igual manera, el método de análisis de conglomerado ha sido utilizado a nivel internacional para categorizar los fondos de inversión. Tamara y Revina (2015) lo aplicaron para clasificar los 690 fondos de inversión del mercado de Indonesia, con base en las variables del precio y rendimiento de diferentes periodos. Como resultado, lograron agrupar estos productos en 2 categorías conformadas por productos de distintas industrias. Acharya y Sidana (2007) aplicaron el análisis de conglomerado a los 100 fondos de inversión de 6 diferentes sectores de la India, con el fin de facilitarle a quienes desean invertir, la construcción de un portafolio diversificado.

Seguidamente, Menardi y Lisi (2015) aplicaron este método para categorizar los 1436 fondos de inversión del mercado estadounidense, mediante 18 indicadores financieros de retorno, riesgo y desempeño. Asimismo, Sakakibara et al., (2015) aplicaron el análisis de conglomerado para clasificar los 551 fondos de inversión del mercado japonés en dos categorías, con base en las características de la industria, tasa de inversión, activos netos, dividendos netos y la tarifa de transacción.

El análisis de conglomerado es un método de aprendizaje no supervisado del aprendizaje de máquinas (Machine Learning). De acuerdo con Bi et al., (2019), el aprendizaje de máquinas es una rama de la informática que tiene objetivo de permitir que las computadoras “aprendan” sin ser programadas directamente, sino su desempeño mejora a través de la experiencia en el proceso de aprendizaje. Ahora bien, el aprendizaje no supervisado se trata de un algoritmo que utiliza las funciones aprendidas previamente para reconocer la clase de los datos cuando se introducen nuevos datos a la computadora (Mahesh, 2020).

Dentro del análisis de conglomerado, existe gran variedad de métodos, pero todos persiguen la misma finalidad de generar agrupaciones según el nivel de similitud entre los objetos. Para estudiar los fondos de inversión, se ha encontrado que la mayoría de los investigadores emplearon el método jerárquico y el método de k medias (ej. Acharya & Sidana, 2007; Menardi & Lisi, 2015; Shanmugham, 2011; Tamara & Revina, 2015). Sin embargo, también se han usado otros métodos, aunque en menor medida, como mapa autoorganizado (Moreno et al., 2016) y agrupamiento espectral (Sakakibara et al., 2015).

Con respecto a la validación del análisis de conglomerados, se encuentra que la validación externa fue utilizada por la mayoría de los investigadores que han analizado la agrupación de fondos de inversión (ej. Marathe & Shawky, 1999; Sakakibara et al., 2015). Sin embargo, como en

el mercado costarricense no existe una agrupación externa que se pueda utilizar, se optará por la validación interna y la validación relativa. En cuanto a la validación interna, los estudios de conglomerado en inversiones han utilizado el índice de Silueta, índice de Dunn, índice de RMSSTD, índice de r cuadrado, índice de la validez SD, índice de Frey, índice de Davies- Boldin, índice de McClain, índice C y estadística de Hubert modificada (Das, 2003; Isakov, 2019; Momeni et al., 2015).

Finalmente, en cuanto a la evaluación de los fondos de inversión, se ha encontrado que las variables como: rendimiento, desviación estándar, ratio de Treynor, ratio de Sharpe, coeficiente de beta y alfa de Jensen son las más utilizadas a nivel internacional por los investigadores, tanto para la evaluación financiera como para el análisis de conglomerado (ej. Acharya & Sidana, 2007; Kumar & Rama Devi, 2011; Menardi & Lisi, 2015; Pesce et al., 2018; Shanmugham, 2011; Suneetha & Latha, 2020). También se ha destacado el uso de otros indicadores en menor medida como: el índice de Omega, exposición de ganancia potencial, ganancia de cola, pérdida de cola esperada y ratio de sortino (ej. Menardi & Lisi, 2015; Pesce et al., 2018), r cuadrado (ej. Acharya & Sidana, 2007; Shanmugham, 2011) y curtosis (ej. Moreno et al., 2006). Por otra parte, se ha encontrado que el mercado costarricense posee cierta similitud; ya que por lo general se utiliza el rendimiento, desviación estándar, ratio de Sharpe, ratio de Treynor, Alfa de Jensen, CAPM y coeficiente de beta para la evaluación financiera de los productos (ej. Bolaños-Ulloa et al., 2017; Gamboa-Ulate et al., 2019).

III. METODOLOGÍA

Datos

Este estudio se realizó con base en los datos proporcionados por la SUGEVAL, específicamente de las estadísticas emitidas sobre la industria de los fondos de inversión, para el período comprendido entre el 1 de agosto de 2018 al 31 de julio de 2021. El tamaño de la muestra utilizada fue de 92 fondos de inversión.

Variables

Las variables utilizadas para el presente estudio fueron enfocadas principalmente para la evaluación de los fondos de inversión en términos del rendimiento, riesgo y desempeño. A continuación, se mostrará detalladamente cada una de estas.

Rendimiento

Se define como el nivel de beneficios producto de una inversión. Se obtiene sumando la ganancia de capital y los ingresos corrientes (Gitman & Joehnk, 2009).

Desviación Estándar

Mide la dispersión de los rendimientos en torno al rendimiento promedio o esperado de un activo. (Gitman & Joehnk, 2009).

Ratio de Sharpe

Mide el rendimiento esperado por cada unidad de riesgo soportado, en comparación con un instrumento de inversión libre de riesgo (Sharpe, 1994).

Ratio de Treynor

Mide el exceso de rendimiento por cada unidad de riesgo sistemático asumido mediante la beta de la cartera (Verma & Hirpara, 2016).

Modelo de Valuación de Activos de Capital (CAPM)

Mide la tasa de rendimiento teóricamente requerida para un activo mediante una relación lineal y positiva entre la rentabilidad de un activo y su beta con el mercado (Bolaños-Ulloa et al., 2017; Nieto & Rubio, 2002). Para su estimación, puede dividirse en dos partes: la tasa de rendimiento libre de riesgo y la prima de riesgo (Gitman & Zutter, 2016).

Aceptación de CAPM

Si el rendimiento ofrecido de un activo no alcanza o supera el rendimiento requerido, no es recomendable realizar la inversión (Dayaratne et al., 2010). Por esta razón, se ha agregado esta variable para medir la eficiencia de los fondos de inversión. Si la aceptación de CAPM da un valor igual o superior al 0, significa que el activo es aceptado por ofrecer un rendimiento igual o superior a lo requerido y estará codificado con un valor “1”, al contrario con un valor “0”.

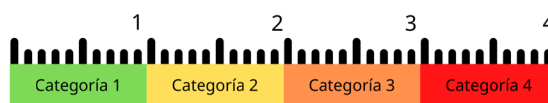
Calificación del Riesgo

Según las estadísticas de SUGEVAL, los fondos de inversión del mercado costarricense son evaluados por la sociedad Calificadora de Riesgo Centroamericana S.A. (SCRiesgo). Según SCRiesgo (s.f.), la calificación de los fondos de inversión está dividida en dos partes:

- Calificación de riesgo de mercado: es una evaluación de la sensibilidad del fondo de inversión a condiciones cambiantes en el mercado y se encuentra clasificado en cuatro categorías, considerando que el nivel 1 es de baja sensibilidad hasta el nivel 4 que es muy alta sensibilidad.
- Calificación de fondos de inversión: es una evaluación sobre la calidad y diversificación de los activos del fondo, la capacidad para la generación de flujos, las fortalezas y debilidades de la administración. Los niveles están clasificados consecutivamente desde AAA, AA, A, BBB, BB, B, C, D, considerando que AAA es el nivel excelente que presenta la más alta probabilidad de cumplir con sus objetivos de inversión y una muy buena gestión para limitar su exposición al riesgo por factores inherentes.

Debido a que esta variable evalúa dos aspectos de riesgo y está clasificada en categorías diferentes, se ha aplicado una codificación para el presente estudio, como se muestran en la figura 1 y 2.

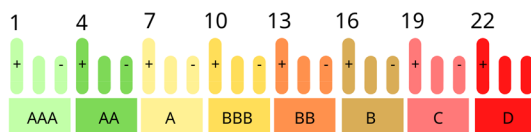
FIGURA 1
CODIFICACIÓN DE LA VARIABLE RIESGO DE MERCADO



Nota. Para conocer las definiciones de cada categoría, consulte SCRiesgo (s.f.).

Fuente: Elaboración propia.

FIGURA 2
CODIFICACIÓN DE LA VARIABLE CALIFICACIÓN DE FONDO DE INVERSIÓN



Nota. Para conocer las definiciones de cada categoría, consulte SCRiesgo (s.f.).

Fuente: Elaboración propia.

Método de conglomerado

Como métodos de agrupamiento se utilizaron el conglomerado jerárquico y no jerárquico de *k* medias, por ser de los más utilizados para la agrupación de fondos de inversión según la revisión de literatura llevada a cabo. Adicionalmente, se empleó el método PAM ante la detección de valores extremos.

Métricas de validación

Para el presente estudio, se aplicó una validación interna basada en las medidas internas y de estabilidad para evaluar el desempeño de los conglomerados. En el cuadro 1, se mostrará detalladamente cada una de estas medidas. Las fórmulas matemáticas fueron tomadas de Datta y Datta (2003), Brock et al. (2008) y Liu et al. (2010).

CUADRO 1
MEDIDAS DE VALIDACIÓN PARA EL ANÁLISIS DE CONGLOMERADO

Medida	Descripción	Fórmula matemática	Valor óptimo
Conectividad	Es la medida en que los elementos se colocan en el mismo grupo que sus vecinos más cercanos.	$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^L X_{i,nn_{i(j)}}$	Minimizar
Coefficiente de silueta	Mide qué tan bien está agrupada una observación y estima la distancia media entre agrupaciones.	$\frac{1}{NC} \sum_i \left\{ \frac{1}{n_i} \sum_{x \in C_i} \max\{b(x), a(x)\} \right\}$ $a(x) = \frac{1}{n_i - 1} \sum_{y \in C_i, y \neq x} d(x, y)$ $b(x) = \min_{j, j \neq i} \left[\frac{1}{n_j} \sum_{y \in C_j} d(x, y) \right]$	Maximizar
Índice de Dunn	Mide la distancia entre observaciones del mismo conglomerado y observaciones de otros conglomerados.	$\min_i \left\{ \min_j \left(\frac{\min_{x \in C_i, y \in C_j} d(x, y)}{\max_k \{ \max_{x, y \in C_k} d(x, y) \}} \right) \right\}$	Maximizar
Distancia promedio (AD)	Mide la distancia promedio entre las observaciones ubicadas en el mismo grupo, en función de los datos completos y de los datos con una sola columna eliminada.	$\frac{1}{M} \sum_{g=1}^M \sum_{i=1}^I \frac{1}{n(C^{g,0})n(C^{g,i})} \sum_{g \in C^{g,0}, g \in C^{g,i}} d(x_g, x_i)$	Minimizar

Nota. Componentes de las fórmulas: $nn_{i(j)}$ = *j*-ésimo del vecino más cercano de la observación *i*; $X_{i,nn_{i(j)}}$ es cero si *i* y $nn_{i(j)}$ están en el mismo grupo y 1 en caso contrario; *N* = observaciones en *k* grupos disjuntos; *L* = parámetro que determina el número de vecinos que contribuyen a la medida de conectividad; *D* = conjunto de datos; *n* = número de objetos en *D*; *NC* = número de conglomerado; *C_i* = *i*-ésimo de conglomerado; *n_i* = número de objetos en *C_i*; *d*(*x*, *y*) = distancia entre *x* y *y*; $\bar{x}_{C_{g,0}}$ = perfil de expresión promedio para genes a través del conglomerado *C_{g,0}*; $\bar{x}_{C_{g,i}}$ = perfil de expresión promedio de genes a través del conglomerado *C_{g,i}*.

Fuente: elaboración propia.

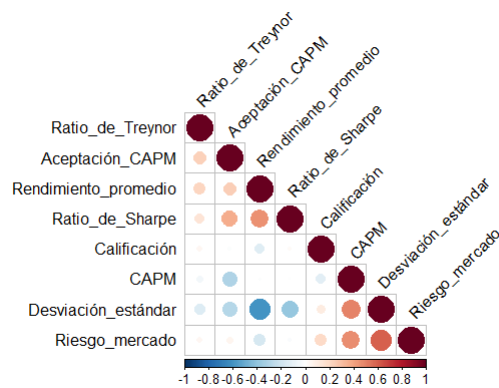
IV. RESULTADOS Y DISCUSIONES

Análisis de correlación y estadística descriptiva de las variables

Antes de proceder con el análisis de conglomerado, es necesario revisar las características que conforman cada uno de los indicadores financieros seleccionados. Como se observa en la figura 3, todas las variables analizadas del presente estudio poseen un coeficiente de correlación debajo de 0,6; por lo tanto, se puede decir que no hay variables que compartan una alta similitud con alguna de las restantes. Sin embargo, cabe destacar que se intentó incluir otras empleadas frecuentemente para la evaluación de los fondos de inversión, como el coeficiente de beta y el Alfa de Jensen, pero al final han sido eliminadas debido a que estos indicadores poseen un nivel de correlación muy elevado con otras variables del estudio.

En el cuadro 2, se muestra un análisis descriptivo de las variables en estudio. Se observa que los fondos de inversión del mercado costarricense tienden a ser de bajo rendimiento, con una media de aproximadamente 2,65% durante los últimos 3 años y con un nivel de riesgo moderado. Dentro de los datos analizados, se encuentra un fondo de muy bajo desempeño que llegó a una pérdida de aproximadamente -20,59% durante los últimos 3 años y otro que alcanzó un rendimiento sumamente elevado de hasta 14,69%. También cabe resaltar que al menos un 50% de los fondos de inversión costarricenses proporcionan un nivel de rendimiento inferior a lo requerido, lo cual muestra una falta de eficiencia del mercado en la administración de estos productos.

FIGURA 3
MATRIZ DE CORRELACIÓN DE LAS VARIABLES



Fuente: Elaboración propia.

CUADRO 2
ESTADÍSTICA DESCRIPTIVA DE LAS VARIABLES

Variables	Mínimo	Primer cuartil	Mediana	Media	Tercer cuartil	Máximo
Rendimiento promedio	-20,59	1,80	2,87	2,65	5,08	14,69
Desviación estándar	0,09	0,78	1,54	4,27	2,99	31,17
Ratio de Sharpe	-7,24	0,86	1,39	1,81	2,25	11,15
Ratio de Treynor	-14,74	1,12	2,24	4,19	5,23	144,44
CAPM	0,46	1,91	2,97	4,27	5,41	16,28
Calificación de riesgo de mercado	2,00	2,00	3,00	2,80	3,00	4,00
Calificación de fondos de inversión	4,00	4,00	5,00	5,36	6,00	21,00
Aceptación de CAPM	0,00	0,00	0,00	0,48	1,00	1,00

Fuente: Elaboración propia.

Análisis de conglomerado

A continuación, se mostrará detalladamente el análisis de conglomerado aplicado a los fondos de inversión costarricenses. Para empezar, se aplicó una validación interna a las diferentes técnicas de agrupamiento y su respectiva partición óptima con el fin de identificar cuál es el método más eficiente para separar las observaciones bajo el escenario del análisis. Cabe destacar que, durante este proceso, todas las variables fueron estandarizadas para no dar más importancia y peso a aquellas con una escala de medida más amplia. En el cuadro 3, se presentará el resultado sobre los 3 métodos de agrupamiento: jerárquico, k medias y PAM.

CUADRO 3
VALIDACIÓN INTERNA DE DIFERENTES TÉCNICAS DE AGRUPAMIENTO

Técnica de conglomerado	Medidas de validación	Número de conglomerado								
		2	3	4	5	6	7	8	9	10
Jerárquica	Conectividad	2,93	5,86	11,33	16,76	19,36	22,16	25,63	27,46	36,52
	Dunn	0,93	0,53	0,37	0,20	0,28	0,28	0,28	0,28	0,28
	Silueta	0,66	0,60	0,54	0,46	0,44	0,40	0,35	0,29	0,26
	Distancia promedio	3,26	3,15	2,83	2,70	2,61	2,54	2,45	2,41	2,27
k medias	Conectividad	2,93	11,98	14,55	20,83	37,80	32,31	38,47	40,57	42,90
	Dunn	0,93	0,31	0,31	0,25	0,08	0,18	0,20	0,20	0,23
	Silueta	0,66	0,55	0,54	0,46	0,29	0,28	0,33	0,33	0,32
	Distancia promedio	3,26	2,84	2,72	2,64	2,59	2,35	2,08	1,96	2,00
PAM	Conectividad	11,12	20,10	23,14	31,41	30,56	32,46	33,28	36,11	38,48
	Dunn	0,17	0,11	0,11	0,10	0,10	0,10	0,12	0,14	0,14
	Silueta	0,21	0,28	0,30	0,32	0,35	0,36	0,38	0,42	0,44
	Distancia promedio	3,05	2,74	2,48	2,35	2,13	1,93	1,77	1,69	1,50

Fuente: elaboración propia.

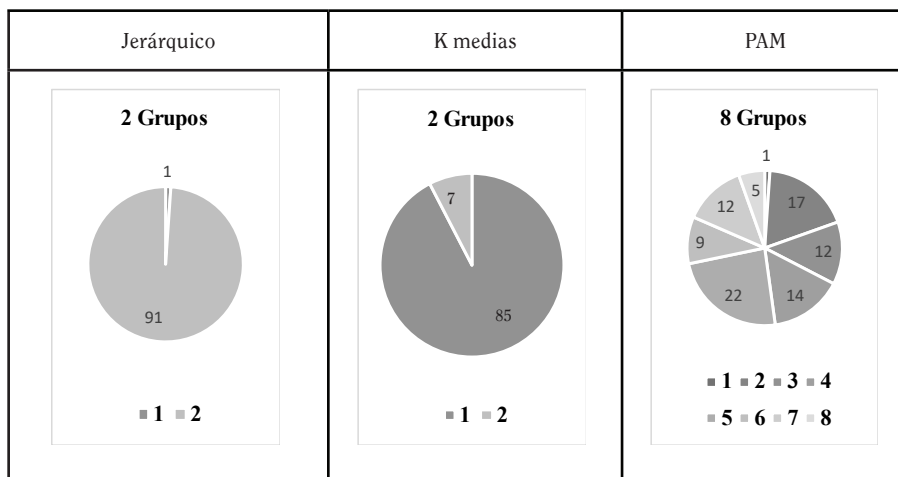
Como se muestra en el cuadro 3, tanto el método jerárquico como k medias indican que la mejor solución es una partición en dos grupos. Esto se debe a que logran minimizar la conectividad y maximizar los índices de Dunn y Silueta; excepto la distancia promedio que no logra su mejor eficiencia, aunque no se observa un cambio significativo en comparación con otras particiones de 3 a 10 grupos.

En la figura 4, se presenta una comparación de la cantidad de casos que quedaron en cada grupo con su mejor solución de las tres técnicas mencionadas. Como se aprecia en el resultado, el método jerárquico cuenta con mejores resultados en la validación interna; sin embargo, no logra clasificar de manera eficiente los fondos de inversión, debido a que concentra casi la totalidad de las observaciones en el grupo 2 y únicamente logra separar el fondo más extremo.

Por su parte, el método k medias muestra un resultado similar, debido a que la solución óptima de 2 grupos clasifica casi la mayoría de los fondos de inversión en el grupo 1, con 85 observaciones de las 92 existentes. La razón por la cual estos métodos concentran los casos en pocos grupos puede estar relacionada con la presencia de valores extremos, por ser sensibles a este tipo de valores. (Lopes & Gosling, 2020).

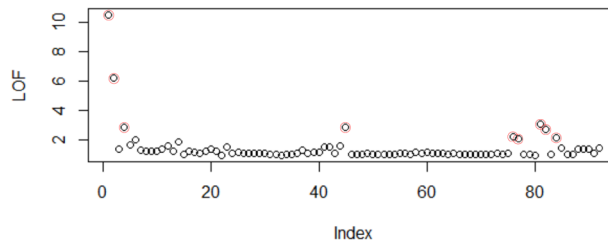
En la figura 5, se observa un análisis de valores atípicos multivariados mediante la técnica LOF. De acuerdo con Babaei et al., (2019), el LOF es un algoritmo basado en la densidad que otorga una puntuación a cada punto de datos basado en el grado en que este punto se desvía de su vecindario local. Por lo general, cuando el LOF es superior a 1, se sugiere considerarlo como un valor atípico; sin embargo, la decisión depende de cada caso del análisis. Para el presente estudio, se tomará en consideración aquellos fondos de inversión que cuentan con un LOF superior a 1 y que al mismo tiempo presentan una distancia alejada de las demás observaciones. Como se observa en el resultado de la figura 6, los datos del presente estudio contienen valores atípicos, de los 92 fondos de inversión, 9 de ellos cumplen con las condiciones mencionadas.

FIGURA 4
CANTIDAD DE CASOS EN CADA AGRUPAMIENTO CON LA MEJOR SOLUCIÓN DE LAS TRES TÉCNICAS MENCIONADAS



Fuente: Elaboración propia.

FIGURA 5
RESULTADO DEL ANÁLISIS DE LOF



Nota El eje y representa el valor de LOF y el eje x es el orden en que aparecen las observaciones. Los círculos rojos representan observaciones que contienen un LOF elevado y, además, distancian a los demás fondos de inversión.

Fuente: Elaboración propia.

Como los datos cuentan con valores atípicos, se optó por elegir el agrupamiento de inversiones con base en la técnica PAM, ya que este método es más robusto con la presencia de estos valores (Lopes & Gosling, 2020) y, por ende, permite mantener las 92 inversiones iniciales. Para este método, se seleccionó una partición de 8 grupos en lugar de la solución óptima de 10 grupos. La razón es debido a que, durante el análisis, se ha encontrado que al segregar más grupos (9 a 10), los resultados no cambian significativamente y, además, generan diversos grupos que son muy similares entre sí. Por lo tanto, para simplificar la solución, se optó por renunciar una pequeña parte de la eficiencia de separación buscando mayor conveniencia a la toma de decisión financiera.

Interpretación y análisis de cada conglomerado

A continuación, en este apartado se presenta el resultado final de la clasificación de los fondos de inversión en 8 grupos mediante el método PAM. En el cuadro 4, se muestra un resumen para cada uno de los grupos. Cabe destacar que el valor mostrado representa el promedio de todos los fondos de inversión que conforman un mismo conglomerado para cada variable en específico. Por su parte, las figuras 6, 7 y 8 muestran una comparación de los gráficos de caja para los conglomerados, basada en los indicadores de rendimiento, riesgo y desempeño.

CUADRO 4
VALOR PROMEDIO DE LAS VARIABLES PARA LOS 8 GRUPOS DE FONDOS DE INVERSIÓN

Grupo	Rendimiento promedio	Desviación estándar	Ratio de Sharpe	Ratio de Treynor	CAPM	Riesgo de mercado	Calificación del fondo	Aceptación de CAPM	Cantidad de fondos
1	1,45	3,56	0,20	144,44 ^a	0,79	3,00	7,00	1,00	1
2	2,19	1,20	0,75	1,00	2,48	2,00	4,53	0,00	17
3	5,63	0,93	5,69	8,86	4,18	3,00	6,42	1,00	12
4	0,79	7,03	0,57	-1,10	2,90	3,21	6,21	0,00	14
5	3,55	3,28	1,38	3,53	2,90	3,09	4,91	1,00	22
6	2,57	1,07	1,82	1,98	2,29	2,00	4,67	1,00	9
7	7,41	3,96	2,74	5,21	9,26	2,92	5,92	0,00	12
8	-12,74	25,86	-0,53	-5,06	12,78	3,80	4,80	0,00	5

Nota Para conocer los fondos de inversión de cada grupo y sus respectivas características individuales, consulte Zheng-Guo et al. (2023).

^a La ratio de Treynor de este fondo está alterada por un coeficiente de beta muy cercano a 0, su beta es de 0,0048.

Fuente: Elaboración propia.

Con base en el cuadro 4 y los gráficos de caja, se puede concluir que los grupos 1 y 4 están conformados principalmente por fondos de inversión que tienden a ofrecer un nivel de rendimiento muy bajo, inferiores a 2%. Se destaca que el grupo 1 cuenta con un único fondo extremo que posee una ratio de Treynor alterado por un coeficiente de beta muy cercano a 0. No obstante, midiendo el nivel de desempeño con la ratio de Sharpe, se observa que este producto no es eficiente en la proporción del rendimiento por cada unidad de riesgo asumido. Sin embargo, el grupo 4 es aún menos eficiente, ya que posee un nivel de riesgo sumamente elevado (de acuerdo con la desviación estándar) para un producto de muy bajo rendimiento y, por lo tanto, el nivel de rendimiento teóricamente requerido es significativamente más elevado que el grupo 1. Como estos dos grupos poseen muy poca eficiencia en la administración de riesgo-rendimiento de acuerdo con la ratio de Sharpe y Treynor, muestran una calificación muy riesgosa, con una categoría de riesgo mayor e igual a 3 y calificaciones inferiores al tipo AA- (en el gráfico de caja se observa que el grupo 4 cuenta con una observación extrema, con una calificación del tipo C-).

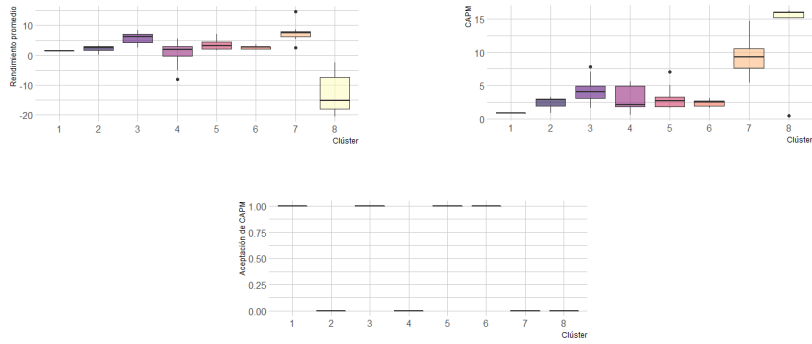
Los grupos 2 y 6 están conformados por fondos de inversión que tienden a ofrecer un nivel de rendimiento bajo, inferior a 3% y con un nivel de riesgo sumamente bajo como lo refleja la desviación estándar y la calificación de riesgo. Estos dos grupos se caracterizan por ser productos de moderada sensibilidad a las condiciones cambiantes en el mercado y con una calificación entre el tipo AA+ y AA, de esta manera, reflejan una administración muy buena. Sin embargo, debido a que la ratio de Sharpe y Treynor del grupo 6 es el doble del grupo 2, se puede decir que este grupo es más eficiente para proporcionar rendimiento por cada unidad de riesgo asumido. Asimismo, debido a la mayor eficiencia en el grupo 6, el rendimiento ofrecido también es superior a lo requerido de acuerdo con el CAPM.

Los grupos 3 y 7 están conformados por fondos de inversión que ofrecen mayores rendimientos en el mercado. El grupo 3 se caracteriza por tener productos de alto rendimiento, pero con un nivel de riesgo muy bajo, incluso, menos riesgosos que los fondos de bajo rendimiento como se observa en la desviación estándar. Por lo tanto, son productos más eficientes en los indicadores de desempeño (sin tomar en cuenta la ratio de Treynor alterado del grupo 1). Además, como son más eficientes en la administración de riesgo-rendimiento, bajo los estimados generados por el CAPM, es aceptado, por ofrecer un nivel de rendimiento superior a lo requerido. Por otra parte, el grupo 7 se destaca por la tendencia de ofrecer rendimientos más elevados del mercado, con un nivel de riesgo moderado según la desviación estándar. Sin embargo, debido a que el nivel de riesgo agregado es superior al rendimiento agregado en comparación con el grupo 3, se considera que este grupo es menos eficiente en el desempeño y ofrece un rendimiento inferior a lo requerido de acuerdo con el CAPM.

El grupo 5 está conformado por fondos de inversión que tienden a ofrecer un moderado nivel de rendimiento y riesgo. Como se observa en los resultados, no se destaca en ningún indicador financiero, pero es el grupo que cuenta con mayor concentración de productos, está integrado por 22 fondos. Asimismo, debido a que los indicadores de rendimiento y riesgo están ubicados en un nivel intermedio, el desempeño de los fondos también se encuentra en un nivel moderado. No obstante, aunque el riesgo de este grupo es más elevado que el grupo 3, bajo las estimaciones del CAPM sigue siendo aceptado por ofrecer mayores rendimientos a lo requerido.

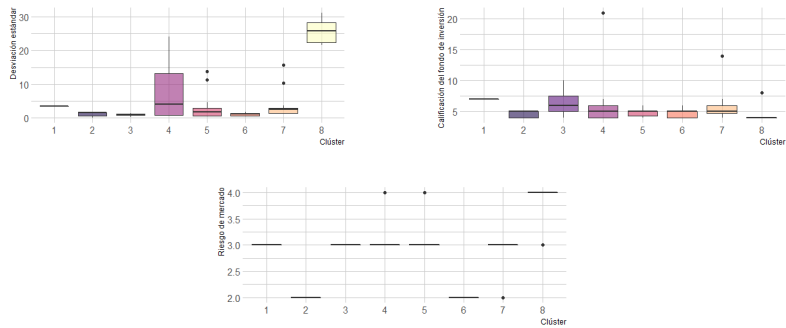
Por último, el grupo 8 está conformado por los fondos de inversión más riesgosos del mercado con una pérdida significativamente elevada durante los últimos 3 años. Como se observa en la desviación estándar, el valor es de 3,68 veces mayor que el grupo 4 de fondos de alto riesgo. Asimismo, como lo refleja en la calificación de riesgo de mercado, son productos de alta a muy alta sensibilidad a las condiciones cambiantes del mercado. Por esta razón, es el grupo menos eficiente en el desempeño, con valores negativos en la ratio de Sharpe y Treynor, eso indica que los productos no ofrecen mayor e igual rentabilidad que un activo libre de riesgo. Sin embargo, aunque son productos de alto riesgo a las condiciones del mercado, en promedio cuentan con una calificación muy buena del tipo AA, indicando que presentan una alta probabilidad de cumplir con sus objetivos de inversión y una buena gestión para limitar su exposición al riesgo por factores inherentes.

FIGURA 6
GRÁFICOS DE CAJA DE LAS VARIABLES DE RENDIMIENTO SEGÚN GRUPO DEL ANÁLISIS DE CONGLOMERADOS



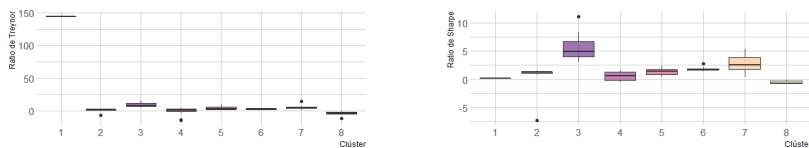
Fuente: Elaboración propia.

FIGURA 7
GRÁFICOS DE CAJA DE LAS VARIABLES DE RIESGO SEGÚN GRUPO DEL ANÁLISIS DE CONGLOMERADOS



Fuente: Elaboración propia.

FIGURA 8
GRÁFICOS DE CAJA DE LAS VARIABLES DE DESEMPEÑO SEGÚN GRUPO DEL ANÁLISIS DE CONGLOMERADOS



Fuente: Elaboración propia.

Comparación entre la clasificación inicial y el método de clasificación propuesto

A continuación, en este apartado se presenta una comparación de la eficiencia entre el método de clasificación inicial por el objetivo de inversión y el método propuesto bajo el análisis de conglomerados para la agrupación de los fondos de inversión; tomando en consideración el objetivo de facilitar a los públicos interesados una herramienta para simplificar la toma de decisión con categorías conformados por productos homogéneos en los indicadores del rendimiento, riesgo y desempeño.

Como se observa en el cuadro 5, el método de clasificación preestablecida por objetivo de inversión presenta una variación de las variables entre 0 a 7,46 dentro de las categorías y en promedio, una desviación estándar de aproximadamente 2,57 como la variación promedio en los indicadores del rendimiento, riesgo y desempeño. Por otro lado, en el cuadro 6 muestra que el método propuesto bajo el análisis de conglomerado presenta mayor eficiencia para agrupar los fondos de inversión homogéneos entre sí, debido a que la variación de las variables ronda en 0 a 2,66 y en promedio, una desviación estándar de 1,35 en los indicadores financieros.

CUADRO 5
PROMEDIO DE VARIACIÓN DE LOS INDICADORES DE RENDIMIENTO, RIESGO Y DESEMPEÑO BAJO EL MÉTODO DE CLASIFICACIÓN POR OBJETIVO DE INVERSIÓN

Objetivo de inversión	Variación de variables
Mercado de dinero	0,72
Inmobiliario	2,11
Ingreso	7,46
Desarrollo de proyectos	3,06
De titularización	0,00
Crecimiento	1,76
Accionario	2,91
Promedio de la desviación estándar	2,57

Nota La variación de las variables es un promedio de las estimaciones de la desviación estándar sobre los indicadores de rendimiento, riesgo y desempeño.

Fuente: Elaboración propia.

CUADRO 6
PROMEDIO DE VARIACIÓN DE LOS INDICADORES DE RENDIMIENTO, RIESGO Y DESEMPEÑO BAJO EL MÉTODO DE ANÁLISIS DE CONGLOMERADO

Técnica de análisis de conglomerado	Variación de Variables
Grupo 1	0,00
Grupo 2	0,77
Grupo 3	1,27
Grupo 4	2,66
Grupo 5	1,25
Grupo 6	0,36
Grupo 7	1,91
Grupo 8	2,60
Promedio de la desviación estándar	1,35

Nota La variación de las variables es un promedio de las estimaciones de la desviación estándar sobre los indicadores de rendimiento, riesgo y desempeño.

Fuente: Elaboración propia.

V. CONCLUSIONES

El propósito de este estudio fue desarrollar una propuesta de agrupamiento para los fondos de inversión costarricenses, con el fin de que los inversionistas y otros actores sociales puedan identificar cuáles productos en específicos son homogéneos entre sí, desde la perspectiva de los indicadores financieros y así facilitarles una mejor toma de decisión según sus propias necesidades.

Entre las principales conclusiones se encuentra que el método de agrupamiento propuesto bajo el análisis de conglomerado presenta mayor eficiencia para identificar fondos homogéneos entre sí en comparación con el método preestablecido por objetivo de inversión; por lo cual, servirá como una herramienta con mayor capacidad para identificar productos similares del mercado.

Con respecto a la técnica de agrupamiento, debido a la existencia de las observaciones extremas, se ha aplicado el método de agrupamiento PAM en lugar de otros métodos más utilizados para la clasificación de los fondos de inversión. Mediante esta técnica, se ha logrado clasificar los fondos de inversión en 8 grupos diferentes. En el presente documento, se adjunta un enlace con la clasificación de cada uno de los fondos.

Con respecto al resultado de la clasificación, se ha encontrado que los grupos 1 y 4 tienden ofrecer fondos de inversión de muy bajo nivel de rendimiento, muy poca eficiencia en el desempeño y cuentan con un nivel de calificación sumamente riesgosa. Sin embargo, el grupo 1 ofrece un mejor desempeño que el grupo 4 en la administración de riesgo.

Los grupos 2 y 6 tienden a ofrecer fondos de inversión de bajo nivel de rendimiento, bajo riesgo y con un nivel de desempeño moderado; por lo tanto, es recomendable para aquellos inversionistas a quienes no les gustan el riesgo y no les importan que las ganancias obtenidas sean bajas para minimizar las posibles pérdidas en el capital invertido. Podría resultar más recomendable seleccionar los productos del grupo 6, ya que este ofrece mejores desempeños y, además, el nivel de rendimiento es superior a lo requerido de acuerdo con el CAPM.

Los grupos 3 y 7 tienden a ofrecer fondos de inversión de más altos niveles de rendimientos y mejores desempeños de acuerdo con los indicadores de ratio de Sharpe y Treynor. Sin embargo, el grupo 3 es el más destacado en los 8 grupos, porque ofrece mayores rendimientos por cada unidad de riesgo asumido y, además, posee una desviación estándar más baja. De esta manera, podría ser el grupo más recomendable para los inversionistas tanto de perfil moderado como de conservador. Por otra parte, aquellos inversionistas con un perfil moderado y agresivo que desean buscar mayores rendimientos, aceptando un nivel de riesgo más elevado, pueden seleccionar los productos del grupo 7.

El grupo 5 tiende a ofrecer fondos de inversión con un nivel moderado de rendimiento, riesgo y desempeño. Es el grupo que cuenta con mayores opciones en el mercado, con 22 fondos disponibles para seleccionar. Resulta recomendable para aquellos inversionistas de perfil moderado que buscan un nivel de rendimiento superior a los grupos de bajo rendimiento como el 2 y 6, pero con la disposición de asumir un nivel de riesgo un poco más elevado.

Por último, en los resultados se ha encontrado que el grupo 8 tienen peores desempeños en todo el mercado de los fondos de inversión, con una pérdida significativamente elevada durante los últimos 3 años y, asimismo, son productos más riesgosos; entonces, no son aptos para ningún tipo de inversionistas.

VI. LIMITACIONES Y LÍNEAS FUTURAS

Debido a la limitación de información disponible en el mercado costarricense, no fue posible incorporar los otros indicadores que han sido utilizados en el mercado internacional para la evaluación de los fondos de inversión. Algunos de ellos son: índice de omega, ganancia de cola, ratio de Sortino, entre otros.

Una segunda limitación fue la estimación del coeficiente beta para los fondos de inversión, específicamente sobre el factor del rendimiento del mercado, debido a que actualmente, según la SUGEVAL y la sociedad calificadora de riesgo, el rendimiento del mercado de estos productos ha sido estimado bajo cada categoría de objetivo de inversión, es decir, se cuenta con un coeficiente de beta individual para la industria de mercado de dinero, accionario, inmobiliario, entre otros. Sin embargo, los resultados obtenidos bajo esta metodología de estimación preestablecida no estarían tomando en cuenta el nivel de riesgo de todo el mercado de fondos de inversión completo.

En esta investigación, el coeficiente beta utilizado para los indicadores del CAMP, ratio del Treynor y la aceptación del CAPM fue estimado bajo el método preestablecido del SUGEVAL y la sociedad calificadora de riesgo. Por esta razón, como una primera línea futura, se recomienda valorar la posibilidad de realizar una estimación del coeficiente beta incorporando toda la industria de fondos de inversión como un solo mercado, integrando productos de diferentes categorías en una misma regresión lineal. De esta manera, se puede evaluar más eficientemente el comportamiento de cada fondo de inversión ante los cambios en el mercado completo. Sin embargo, el cambio en la estimación del coeficiente beta podría afectar el resultado de los indicadores mencionados; por esta razón, después de las estimaciones se recomienda aplicar una actualización al algoritmo.

Una segunda línea futura está relacionada con la actualización del algoritmo, debido a la posibilidad de cambios a través del tiempo en el desempeño de los fondos de inversión y al posible surgimiento de nuevos productos en el mercado, por lo que es recomendable de realizar actualizaciones a la clasificación existente. Esta actualización puede realizarse bajo dos maneras: la primera se trata de replicar el mismo método con datos más recientes y la segunda es aplicar el algoritmo de predicción utilizando los resultados del presente estudio para clasificar la entrada de nuevos fondos de inversión.

Finalmente, otra línea futura puede estar enfocada en la aplicación de esta técnica de agrupamiento, pero con otros productos financieros del mercado costarricense, como los fondos de pensiones que igualmente cuentan con gran cantidad de opciones disponibles (Gamboa-Ulate et al., 2019) y mediante el análisis de conglomerado podría facilitarles a los inversionistas una mejor toma de decisión a la hora de seleccionar estos productos de ahorro.

VI. REFERENCIAS

- Acharya, D., & Sidana, G. (2007). Classifying mutual funds in India: Some results from clustering. *Indian Journal of Economics and Business*, 6(1), 71–79.
- Babaei, K., Chen, Z., & Maul, T. (2019). *Detecting Point Outliers Using Prune-based Outlier Factor (PLOF)* (arXiv:1911.01654). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1911.01654>
- Bi, Q., Goodman, K. E., Kaminsky, J., & Lessler, J. (2019). What is machine learning? A primer for the epidemiologist. *American journal of epidemiology*, 188(12), 2222–2239. <https://doi.org/10.1093/aje/kwz189>
- Björkby, S., & Grägg, S. (2019). *A Cluster Analysis of Stocks to Define an Investment Strategy [Bachelor's thesis, KTH Royal Institute of Technology]*. Digitala Vetenskapliga Arkivet. <http://urn.kb.se/resolve?urn=urn:nbn:se:kth:diva-252746>
- Bolaños-Ulloa, A., Cascante-Porras, A., Rey-Vargas, J., & Vargas-Solano, R. (2017). *Valoración de la rentabilidad y riesgo de Fondos de Inversión de mercado monetario, en el caso de Costa Rica para el periodo 2012-2016* [Tesis de licenciatura, Tecnológico de Costa Rica]. Repositorio TEC. <https://hdl.handle.net/2238/10057>
- Brock, G., Pihur, V., Datta, S., & Datta, S. (2008). cValid: An R package for cluster validation. *Journal of Statistical Software*, 25(4). <https://doi.org/10.18637/jss.v025.i04>
- Das, N. (2003, julio 11–13). *Hedge fund classification using k-means clustering method* [conferencia]. 9th International Conference on Computing in Economics and Finance, Washington, Estados Unidos.
- Datta, S., & Datta, S. (2003). Comparisons and validation of statistical clustering techniques for microarray gene expression data. *Bioinformatics*, 19(4), 459–466. <https://doi.org/10.1093/bioinformatics/btg025>
- Dayaratne, D. A. I., Dharmaratne, D. G., & Harris, S. A. (2010). Measuring the Risk and Performance in Plantation Sector Using CAPM Based Jensen's Alpha. *Sabaragamuwa University Journal*, 6(1), 68–81. <http://doi.org/10.4038/suslj.v6i1.1690>
- Gamboa-Ulate, S., Gómez-Solano, K., Gutiérrez-Espinoza, L., Quirós-Jiménez, J., Ugalde-Alfaro, M., & Vega-Madriz, A. (2019). *Análisis financiero comparativo entre fondos de inversión y fondos de pensión complementaria voluntaria en Costa Rica* [Tesis de licenciatura, Tecnológico de Costa Rica]. Repositorio TEC. <https://hdl.handle.net/2238/10938>
- Gitman, L., & Joehnk, M. (2009). *Fundamentos de Inversiones* (10a ed.). Pearson Educación.
- Gitman, L. & Zutter, C. (2016). *Principios de administración financiera* (14 ed.). Pearson Educación.
- Isakov, V. (2019). *Performance appraisal of exchange-traded funds using clustering and data envelopment analysis (XETRA, Germany)*. [Master's thesis, LUT University]. LUTPub. <http://urn.fi/URN:NBN:fi-fe2019061720812>
- Kumar, N. L., & Rama Devi, V. (2011). Cluster Analysis of Mutual Funds. *International Journal of Multidisciplinary Research*, 1(5), 24–47. <http://dSPACE.cus.ac.in/jspui/handle/1/3823>
- Lopes, H. E. G., & Gosling, M. de S. (2020). Cluster analysis in practice: Dealing with outliers in managerial research. *Revista de Administração Contemporânea*, 25(1), e200081. <https://doi.org/gzt8>
- Liu, Y., Li, Z., Xiong, H., Gao, X., & Wu, J. (2010). Understanding of Internal Clustering Validation Measures. En G. I. Webb, B. Liu, C. Zhang, D. Gunopulos, & X. Wu (Eds.), *2010 IEEE International Conference on Data Mining* (pp. 911–916). IEEE Computer Society. <https://doi.org/c39wqg>
- Mahesh, B. (2020). Machine learning algorithms—a review. *International Journal of Science and Research (IJSR)*, 9(1), 381–386. https://www.ijsr.net/get_abstract.php?paper_id=ART20203995
- Marathe, A., & Shawky, H. A. (1999). Categorizing mutual funds using clusters. *Advances in Quantitative analysis of Finance and Accounting*, 7(1), 199–204.

- Medellu, J. V. C., & Nugraha, E. S. (2021). K-means and k-medoid algorithm application in clustering stock data in Indonesia. *Proceeding of The Symposium on Data Science (SDS), 1*. <http://e-journal.president.ac.id/presunivojs/index.php/SDS/article/view/1726>
- Menardi, G., & Lisi, F. (2015). Double clustering for rating mutual funds. *Electronic Journal of Applied Statistical Analysis, 8(1)*, 44–56. <https://doi.org/gk39c5>
- Momeni, M., Mohseni, M., & Soofi, M. (2015). Clustering stock market companies via K-means algorithm. *Kuwait Chapter of the Arabian Journal of Business and Management Review, 4(5)*, 75353. <https://doi.org/gzt9>
- Moreno, D., Marco, P., & Olmeda, I. (2006). Self-organizing maps could improve the classification of Spanish mutual funds. *European Journal of Operational Research, 174(2)*, 1039–1054. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2004.12.018>
- Nieto, B., & Rubio, G. (2002). El modelo de valoración con cartera de mercado: una nueva especificación del coeficiente beta. *Revista Española de Financiación y Contabilidad, 31(113)*, 697–723. <https://doi.org/10.1080/02102412.2002.10779459>
- Peachavanish, R. (2016). Stock selection and trading based on cluster analysis of trend and momentum indicators. En S. I. Ao, O. Castillo, C. Douglas, D. Dagan Feng, & A. M. Korsunsky (Eds.), *Proceedings of the International MultiConference of Engineers and Computer Scientists (pp. 317–321)*. Newswood Limited.
- Pesce, G., Redondo, J. I., Milanese, G. S., Menna, J., & Amarilla, R. (2018). Índice multifactorial para la evaluación del desempeño financiero de fondos comunes. *Estudios Gerenciales, 34(174)*, 200–215. <https://doi.org/10.18046/j.estger.2018.147.2853>
- Romesburg, C. (2004). *Cluster analysis for researchers*. Lulu Press
- Sakakibara, T., Matsui, T., Mutoh, A., & Inuzuka, N. (2015). Clustering mutual funds based on investment similarity. *Procedia Computer Science, 60*, 881–890. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.08.251>
- SCRiesgo (s.f). *Escala de calificaciones*. <https://web.archive.org/web/20200922084153/https://www.scriesgo.com/ScaleSummary>
- Sharpe, W. F. (1994). The Sharpe ratio. *Journal of portfolio management, 21(1)*, 49–58. <https://doi.org/10.3905/jpm.1994.409501>
- Shanmugham, R. (2011). Return – based performance analysis of selected equity mutual funds schemes in India – an empirical study. *International Journal of Research in Computer Application and Management, 1(1)*, 113–119.
- Suneetha, Y., & Latha, G. (2020). A study on Performance Evaluation of Selected Mutual Funds with special reference to Balanced Funds. *Mukt Shabd Journal, IX(5)*, 2333–2343.
- Superintendencia General de Valores. (2021). *Boletín quincenal de fondos de inversión. Activos totales administrados y número de cuentas abiertas al 30 de julio de 2021*. <https://aplicaciones.sugeval.fi.cr/InformesEstadisticas/BoletinFondosInversion>
- Tamara, D., & Revina, S. (2015). Indonesian Mutual Funds Classification Using Clustering Method. *Advanced Science Letters, 21(4)*, 826–829. <https://doi.org/10.1166/asl.2015.5892>
- Tekin, B., & Gümüş, F. B. (2017). The classification of stocks with basic financial indicators: An application of cluster analysis on the BIST 100 index. *International Journal of Academic Research in Business and Social Sciences, 7(5)*, 104–131. <https://doi.org/10.6007/IJARBS/v7-i5/2881>
- Verma, M., & Hirpara, M. J. R. (2016). Performance evaluation of portfolio using the Sharpe, Jensen, and Treynor methods. *Scholars Journal of Economics, Business and Management, 3(7)*, 382–390. <https://doi.org/gzvf>
- Zheng-Guo, M., Hernández-Ramírez, M., & Solís, M. (2023). HOW TO CHOOSE INVESTMENTS THAT MATCH YOUR NEEDS? A PROPOSAL FOR THE CATEGORIZATION OF MUTUAL FUNDS FOR LATIN AMERICAN EMERGING MARKETS, CASE OF COSTA RICA [Data set]. OSF. <https://doi.org/10.17605/OSF.IO/5RC4M>



Este artículo se encuentra disponible mediante la licencia Creative Commons Reconocimiento-NoComercial-SinObraDerivada 3.0 Costa Rica. Para mayor información escribir a revista.iice@ucr.ac.cr.