

## Eficiencia y diversificación de carteras compactas en el contexto de la reforma al sistema de pensiones en Chile

### Efficiency and diversification of compact portfolios in the context of the reform of the pension system in Chile

Renato Balbontín Sanhueza<sup>a</sup>

Rodrigo Blanch Carrizo<sup>b</sup>

Clasificación: trabajo empírico–investigación

Recibido: 20 de marzo, 2023

Revisado: 11 de junio, 2024

Aceptado: 10 de diciembre, 2024

#### Resumen

Este artículo tiene como objetivo comparar los niveles de eficiencia en la gestión de carteras compactas de alta, media y baja capitalización bursátil. Además, cuantificar qué tan bien diversificada se encuentra cada una de las carteras analizadas al descomponer su riesgo total en sus componentes sistemático e idiosincrático.

El término “cartera compacta”, se define como un fondo accionario de renta variable constituido por un número reducido de valores diversificado en diferentes industrias con un bajo nivel de correlación entre ellos. Por otra parte, para asegurar una adecuada distribución estadística de sus retornos, los activos seleccionados se posicionan en un acotado rango de volatilidad.

En el contexto de la reforma al sistema de pensiones en Chile, que se debate en el Congreso, se analiza la función que eventualmente cumplirán los fondos generacionales, y la factibilidad de invertir parte de los fondos previsionales en el extranjero en carteras compactas. En la actualidad, el principal vehículo para la inversión en renta variable extranjera son los fondos mutuos globales. En este artículo se analizan las ventajas de invertir en este tipo de carteras, principalmente en dos aspectos: primero, tener un control directo sobre el proceso de selección de activos; y segundo, reducir el pago de comisiones a solo los momentos de la compra y venta de acciones, en lugar de pagar una comisión anual a un fondo por la administración de una cartera accionaria.

#### Abstract

The objective of this paper is to compare the levels of efficiency in the management of compact portfolios of high, medium, and low market capitalization. Additionally, quantify how well diversified each of the analyzed portfolios is by decomposing its total risk into its systematic and idiosyncratic components.

The term “compact portfolio” is defined as a variable income stock portfolio made up of a small number of securities diversified in different industries with a low level of correlation between them. On the other hand, to ensure a suitable statistical distribution of returns, the selected assets are positioned in a bounded volatility range.

In the context of the reform of the Pension System in Chile that is being debated in Congress, the function that generational funds will eventually play is analyzed, and the feasibility of investing part of the pension funds abroad in compact portfolios. Currently, the main vehicle for investment in foreign equities is through global mutual funds. This paper analyzes the advantages of investing in this type of portfolio, mainly in two aspects: first, having direct control over the asset selection process; and second, reduce the payment of commissions to only the moments of buying and selling shares, instead of paying an annual commission to a fund for the management of a stock portfolio.

<sup>a</sup> Universidad Andrés Bello, Facultad de Economía y Negocios, Santiago (Chile). Correo electrónico: rbalbontin@unab.cl. ORCID: <https://orcid.org/0009-0003-8282-8476>

<sup>b</sup> Universidad Andrés Bello, Facultad de Economía y Negocios, Santiago (Chile). Correo electrónico: rodrigo.blanch@unab.cl. ORCID: <https://orcid.org/0009-0002-4667-7992>

**Palabras clave:** cartera compacta, diversificación, retorno, riesgo sistemático, riesgo idiosincrático.

**Keywords:** Compact portfolio, diversification, return, systematic risk, idiosyncratic risk.

## ■ Revisión de la literatura

La eficiencia en la gestión activa de carteras de inversión tiene relación con obtener retornos superiores a los que se obtienen con estrategias pasivas asociadas; por ejemplo, a la inversión en índices accionarios; o alternatively, generar valor a través de un premio por unidad de riesgo, superando el retorno de un instrumento de renta fija de referencia.

Junto con el desarrollo de las finanzas modernas, han surgido varios índices que miden la eficiencia en la gestión de carteras de renta variable.

Una forma de medir el desempeño financiero, consiste en comparar fondos de inversión de riesgo similares a través de índices que son indicativos del nivel de eficiencia con que han sido administrados. Por otra parte, asociado al desarrollo de las finanzas modernas, han surgido diferentes métricas, las cuales se explican a continuación:

### ■ Índice de Jensen

Este índice, conocido como “Alpha de Jensen” (Jensen, 1968, 1969), es una medida absoluta del desempeño de una cartera. Su determinación se basa en el modelo CAPM (Lintner, 1965; Mossin, 1966; Sharpe, 1964) de acuerdo con la siguiente ecuación:

$$(R_{Ct} - R_{Lt}) = \alpha_c + \beta_c \cdot (R_{Mt} - R_{Lt}) + \varepsilon_{ct} \quad (1)$$

Donde  $R_{Ct}$  representa el retorno de la cartera C en el periodo (mes)  $t$ ,  $R_{Lt}$  representa el retorno del instrumento de renta fija libre de riesgo en el periodo (mes)  $t$ ,  $R_{Mt}$  representa el retorno de un índice asociado al comportamiento promedio de mercado en el periodo (mes)  $t$ ,  $\varepsilon_{ct}$  representa el error en la medición del retorno de la cartera C, que se obtiene en el periodo (mes)  $t$  al efectuar la regresión lineal en la ecuación (1). Finalmente,  $\alpha_c$  y  $\beta_c$  representan el intercepto y la pendiente de la regresión, respectivamente.

En el modelo CAPM,  $\beta_c$  se interpreta como la covarianza entre los retornos de la cartera C y los retornos del mercado dividido por la varianza de los retornos del mercado, una medida relativa del riesgo de la cartera C; en tanto  $\alpha_c$  no debería ser significativamente diferente de cero si la cartera C es eficiente. Si  $\alpha_c$  fuese significativamente mayor a cero, se infiere que la cartera fue administrada de tal forma que se logró un retorno superior al esperado dado su nivel de riesgo. En el otro extremo, si  $\alpha_c$  es significativamente menor que cero, es indicativo de que la administración de la cartera no fue eficiente en el periodo analizado.

### ■ Índice de Sharpe ( $S_C$ )

Este índice S sub C se construye tomando como base la línea de mercado de capitales y se calcula como el exceso de retorno esperado de la cartera C sobre el retorno esperado de un bono del tesoro americano representativo del activo libre de riesgo en un cierto número de periodos (N), dividido por la cantidad de riesgo asumida para obtener dicho retorno, representado por la desviación estándar de los retornos de la cartera C (Sharpe, 1966).

$$S_C = \frac{[E(R_C - R_L)]}{\sigma_{R_C}} \quad (2)$$

Este índice representa la eficiencia en la administración de una cartera C en términos relativos, ya que al dividir el exceso de retorno por el riesgo total de la cartera, se está midiendo el exceso de retorno por unidad de riesgo. Dicho índice se utiliza ampliamente para comparar eficiencias relativas entre carteras.

Lo (2002) desarrolló una metodología para determinar si este índice es significativamente diferente de cero y explica que si no lo es, estaría indicando que los retornos de la cartera analizada son equivalentes a los del activo libre de riesgo. Como consecuencia, se dispone de un método bastante robusto que sirve para verificar

si la cartera C tiene asociado un premio por unidad de riesgo por encima del retorno del instrumento representativo de la renta fija de referencia. Este análisis se complementa en Benhamou (2019).

Asumiendo, para el exceso de retorno de la cartera C sobre el bono del tesoro estadounidense, independencia e idéntica distribución (i.i.d.), el error estándar (SE) del estimador del Índice de Sharpe queda determinado, según Lo (2002), por:

$$SE(\widehat{S_{(C-L)}}) = \left( \left( 1 + \frac{S_{(C-L)}^2}{2} \right) / N \right)^{0.5} \quad (3)$$

### Índice de Treynor

Este indicador de eficiencia ( $T_C$ ) es similar al Índice de Sharpe. La diferencia se encuentra en el denominador, al corregir el exceso de retorno de la cartera C sobre el bono representativo del activo libre de riesgo, dividiendo por el coeficiente de riesgo sistemático beta de la cartera (Treynor, 1965). El nivel de eficiencia queda entonces determinado al comparar  $T_C$  entre diferentes carteras.

$$T_C = \frac{[E(R_C - R_L)]}{\beta_C} \quad (4)$$

Este índice normaliza los retornos considerando solo el componente sistemático ( $\beta_C$ ) del riesgo.

### Sortino Ratio

Este indicador de eficiencia considera los mismos parámetros del Índice de Sharpe en la medición del desempeño de una cartera de instrumentos de renta variable, con una diferencia, excluye en el cálculo de la volatilidad aquellos periodos en que hubo retornos positivos. Vale decir, focaliza su análisis desde una perspectiva más conservadora al tomar en consideración solo la volatilidad asociada a aquellos periodos en que hubo retornos negativos (Sortino y Price, 1994).

### Information Ratio

Este indicador considera los mismos parámetros del Índice de Sharpe en la medición del desempeño de una cartera de inversiones, solo se diferencia en que corrige el retorno esperado restando los retornos asociados a un *benchmark* predefinido, en lugar de hacerlo con respecto al valor esperado del retorno de un activo representativo del activo libre de riesgo. En este caso, la atención se centra en rastrear (*tracking error*) las desviaciones de una cartera respecto a una cartera objetivo (*benchmark*) (Pedersen y Rudholm-Alfvín, 2003).

### Performance de riesgo ajustado

Tomando como base el Índice de Sharpe, esta métrica determina en puntos porcentuales, positivos o negativos, el desempeño de una cartera respecto al portafolio de mercado (*benchmark*). Si el resultado es positivo, indica en cuántos puntos porcentuales supera una determinada cartera al portafolio de referencia. Por el contrario, si el resultado es negativo, sería indicativo de un desempeño que no sobrepasa en eficiencia de la cartera de mercado. Los autores destacan que esta métrica es más fácil de ser interpretada por los administradores de cartera que el Índice de Sharpe, ya que están familiarizados con mediciones en puntos porcentuales, pero en todo caso el ranking de desempeño con RAP (*risk adjusted performance*) y con el Índice de Sharpe conduce a resultados idénticos (Modigliani y Modigliani, 1997).

### Sterling Ratio

Este indicador se fundamenta con base en un periodo de análisis de tres años y se calcula dividiendo el retorno promedio de una cartera por el promedio de caídas máximas en los retornos de cada uno de los tres años, menos un 10% arbitrario (McCafferty, 2003).

### Calmar Ratio

Este indicador considera en su cálculo el retorno promedio de una cartera dividido por la caída máxima en retorno observada en los periodos analizados (Young, 1991).

## Riesgo sistemático vs. riesgo idiosincrático

Respecto al grado de diversificación, el modelo CAPM asume que los inversionistas pueden eliminar todos los riesgos, excepto aquel asociado a la covarianza de sus retornos con los de un índice representativo del retorno total de mercado, el cual constituye el riesgo sistemático o no diversificable (Ross et al., 2000).

Si  $\sigma_c^2$  representa el riesgo total de la cartera C, este se puede descomponer en su riesgo sistemático  $\beta_c^2 \cdot \sigma_M^2$  e idiosincrático  $\sigma_\epsilon^2$ , tal como queda expresado en la siguiente ecuación:

$$\sigma_c^2 = \beta_c^2 \cdot \sigma_M^2 + \sigma_\epsilon^2 \quad (5)$$

Bennett y Sias (2010) destacan las actuales dificultades empíricas para conformar carteras con riesgo idiosincrático (diversificable) próximo a cero y sugieren que la razón de esta anomalía estaría en burbujas de precios que los arbitradorees no han sido capaces de eliminar. Resulta de interés, en nuestro análisis, medir qué tan bien diversificada se encuentran las carteras analizadas, y cómo se compara su riesgo idiosincrático.

## Metodología

En este trabajo se han planteado dos objetivos. Por una parte, se pretende comparar los niveles de eficiencia de carteras compactas compuestas por acciones que se negocian en la NYSE y NASDAQ. Por otra, se busca cuantificar la diversificación del riesgo de estas carteras en sus componentes sistemático e idiosincrático.

El análisis de datos se aborda mediante la aplicación de técnicas estadísticas aplicadas a una serie de 60 retornos mensuales entre el 2019 y 2023. Teniendo en cuenta que la literatura financiera sugiere un número mínimo de valores de renta variable para lograr una disminución razonable del riesgo idiosincrático, en este trabajo cada cartera está conformada por 30 acciones (Brealey et al., 2006).

Para alcanzar los objetivos señalados, se analizan seis carteras, cada una con capitalizaciones y volatilidades definidas. Este enfoque tiene como finalidad obtener estimaciones insesgadas de los parámetros alfa y beta, que garanticen una

distribución normal en sus respectivas regresiones al aplicar la ecuación (1) y con ello definir las características de cada cartera, asegurando resultados robustos, asociados a una adecuada evaluación de su desempeño de acuerdo con los ratios de eficiencia definidos en las ecuaciones (2), (3), (4) y cuantificación en la descomposición de su riesgo definido en la ecuación (5).

Las carteras consideran activos de diferentes industrias en cada nivel de capitalización (alta, media y baja). Esto tiene por objeto lograr bajas correlaciones entre los retornos de los activos, permitiendo una diversificación adecuada y tendiendo a minimizar el riesgo idiosincrático. Por otra parte, para cada uno de los tres niveles de capitalización se construirán carteras con acotados niveles de alta y baja volatilidad, previendo homocedasticidad y una distribución normal de retornos en las carteras analizadas.

Para efectos de este estudio, se entiende por acciones de alta capitalización aquellas pertenecientes a una categoría de empresas maduras con alta presencia y generalmente líderes en sus respectivos mercados con un capital bursátil superior a 90 000 millones de dólares. En tanto, las acciones de capitalización media están asociadas a empresas con potencial de crecimiento y un capital bursátil en el rango de 4 000 - 90 000 millones de dólares. Finalmente, las acciones de baja capitalización se posicionan con un capital bursátil inferior a 4 000 millones de dólares con potencial de crecimiento y un mayor riesgo que el asociado a las dos anteriores categorías.

Por otra parte, para cada cartera analizada se ha desagregado y cuantificado su riesgo total en sus componentes sistemático e idiosincrático. Entendiendo que el riesgo sistemático tiene relación con factores macroeconómicos que afectan a todas las industrias y que no son factibles de eliminar. En tanto, el riesgo asociado a factores propios de cada industria y que constituye su componente idiosincrático, debería tender a eliminarse en una cartera bien diversificada. Vale decir, cuando existe baja correlación entre los retornos de los activos que la componen.

Para medir eficiencia en el ámbito del mercado de capitales, no basta con observar la

variable retorno. En efecto, la evaluación debe considerar también el nivel de riesgo asumido por las carteras de inversión.

Para llevar a cabo este trabajo, se utilizaron los tres primeros índices descritos en la revisión de la literatura: Índice de Jensen (conocido como “Alfa de Jensen”), Índice de Sharpe e Índice de Treynor.

### Justificación de la selección de índices

Se debe destacar que, tomando en consideración todas las métricas descritas en la revisión de la literatura, Pedersen y Rudholm-Alfvén (2003) en un estudio comparado destacan los Índices de Jensen, Sharpe y Treynor como los más utilizados por analistas del desempeño de carteras, a pesar de los problemas que presentan, principalmente con relación a la dificultad estadística de que los retornos se ajusten a una distribución normal; y, por otra parte, la influencia que ha tenido en los inversores la “Prospect theory” de Kahneman y Tversky (1979), asociada con priorizar la volatilidad en aquellos momentos en que los retornos de las carteras se encuentran con tendencia a la baja (Sortino, Calmar y Sterling ratios).

Los autores concluyen que los métodos clásicos: Alfa de Jensen, Índice de Sharpe e Índice de Treynor, prevalecen sobre las otras metodologías cuando el análisis se efectúa en el contexto retorno medio-varianza.

Para calcular los índices de desempeño, este trabajo considera las regresiones lineales, según ecuación (1), con base en los retornos mensuales para el periodo enero 2019-diciembre 2023.

### Fuente de datos

La serie de datos, base de esta investigación, incluye los retornos mensuales nominales de las acciones seleccionadas aleatoriamente provistos por Yahoo Finance.

El método de selección consideró tres etapas:

En la primera, se seleccionaron en forma aleatoria 120 acciones para cada rango de capitalización.

En la segunda, se ranquearon por volatilidad de sus retornos, para el periodo 2019-2023, las acciones en cada rango de capitalización.

En la tercera, se seleccionaron las 30 acciones de menor y mayor volatilidad de retornos para cada rango de capitalización.

En concreto, se eligieron carteras compuestas por 30 acciones seleccionadas por tener baja correlación entre sus retornos y en un acotado rango de baja y alta volatilidad de retornos y distribuidas en idénticas proporciones. La selección de carteras con proporciones iguales en sus activos se basa en resultados de simulaciones, que muestran que los índices de desempeño no difieren significativamente de los obtenidos con carteras constituidas por diferentes proporciones optimizadas mediante técnicas estadísticas en el plano riesgo-retorno (De Miguel et al., 2007).

### Regresiones lineales

Las regresiones consideran en su diseño retornos nominales en dólares asociados a carteras de alta, media y baja capitalización bursátil; en total, se analizaron seis carteras compactas. Para anticipar homocedasticidad y ausencia de autocorrelación en residuos, en cada regresión se incluyeron, en su mayoría, acciones seleccionadas de diferentes industrias con bajos niveles de correlación entre retornos, acotado nivel de volatilidad y negociadas en la NYSE y en el NASDAQ.

En el Anexo 1 se encuentra la lista de acciones seleccionadas para cada una de las seis carteras compactas con sus respectivas etiquetas e industria a la cual pertenecen, y los coeficientes de correlación promedio de cada acción con el resto de las acciones pertenecientes a cada cartera compacta analizada. En el Anexo 2 se detalla el análisis de normalidad aplicado a cada una de las seis regresiones lineales, incluyendo los resultados de pruebas de White y Breusch-Godfrey.

La construcción de cada ecuación (1) se completa con los correspondientes 60 retornos mensuales del Índice bursátil S&P 500 y de los bonos del tesoro estadounidense a 10 años de plazo, respectivamente.

## Número de observaciones y frecuencia en datos utilizados

El trabajo considera un total de sesenta observaciones asociadas a los retornos mensuales de cada una de las ciento ochenta acciones seleccionadas (30X6), además de los 60 datos mensuales asociados al Índice S&P 500 y a los bonos estadounidenses de largo plazo.

Este trabajo se fundamenta en una base de datos constituida por más de 10 900 registros, para llevar a cabo las regresiones lineales, a partir de las cuales se estiman los parámetros que permiten inferir los niveles de eficiencia en cada caso y que se detallan en las tablas 1 a 4.

## Resultados

### Caracterización de las seis carteras compactas analizadas

Para caracterizar cada cartera, en la tabla 1 se detallan sus retornos, varianzas de retornos y correlaciones, que a continuación se comentan:

Las carteras con baja capitalización y alta volatilidad tienen asociados retornos significativamente superiores (29.1% aritmético y 16.2% geométrico) en comparación con las carteras de baja volatilidad (8.9% aritmético y 7.6% geométrico); esto junto con un mayor riesgo representado por una significativa diferencia en las varianzas de sus retornos (0.022 vs. 0.002).

Por otra parte, la correlación promedio de los retornos es más baja en las carteras de alta volatilidad (0.151) que en las de baja volatilidad (0.253), lo cual es indicativo de una mejor diversificación en las carteras de alta volatilidad.

Respecto a la comparación de carteras con alta y baja volatilidad asociadas a una capitalización media, las diferencias en retornos son menos significativos que en las carteras de baja capitalización. Las carteras de alta volatilidad tienen un retorno aritmético levemente superior (11.1% vs. 10.2%), mientras este diferencial se ve incrementado cuando se comparan los retornos geométricos (6.2% vs. 9.3%), lo que sugiere que una mayor volatilidad afecta en mayor medida a los retornos calculados en base compuesta.

Por otra parte, tanto las varianzas de los retornos (0.008 vs. 0.001) como las correlaciones

promedio (0.391 vs. 0.253) son de mayor envergadura para las carteras de alta volatilidad, cifras indicativas de una mejor diversificación en las carteras de baja volatilidad; esto se explicaría por un alto número de empresas del sector energía en la categoría de alta volatilidad.

Respecto a la comparación de carteras con alta y baja volatilidad asociadas a una capitalización alta, las diferencias en retornos son menos significativas que en las carteras de baja capitalización. Se observa que tanto los retornos como las varianzas de esos retornos son superiores en carteras de alta volatilidad: 21.6 vs. 12.7 en retorno aritmético, 18.8% vs. 11.8% en retorno geométrico y 0.004 vs. 0.001 en la varianza de los retornos.

A diferencia de las carteras de capitalización baja y media, las carteras de capitalización alta muestran una menor diferencia en los niveles de correlación entre retornos de las carteras de alta y baja volatilidad (0.313 vs. 0.346). No obstante, sus valores son los más altos a excepción de la cartera de capitalización media de alta volatilidad, indicativo de una diversificación inferior en comparación con las otras carteras analizadas.

### Resultados del análisis de desempeño de las carteras según el Índice de Jensen

De la tabla 2 se concluye que las carteras de alta capitalización, en las categorías de baja y alta volatilidad, presentan alfas con significancia estadística al 5%, sugiriendo que estas carteras, en promedio, tienen un desempeño superior al esperado, dado su nivel de riesgo. Las carteras de baja y media capitalización no muestran alfas con significancia estadística, lo cual es indicativo que estas carteras han tenido un desempeño equivalente al esperado, ajustado por riesgo.

Respecto a los betas, todas las carteras tienen betas con significancia estadística al 1%. Por otra parte, en todas las categorías de capitalización, las carteras de alta volatilidad tienen betas significativamente mayores que las de baja volatilidad. Esto es consistente con la teoría que sugiere que las carteras más volátiles tienden a ser más sensibles a los movimientos del índice de mercado.

En cuanto al parámetro R<sup>2</sup>, las carteras de baja volatilidad tienen valores asociados, que son indicativos que el modelo de regresión explica

**Tabla 1.** Retorno promedio, varianza de retornos y correlación promedio entre retornos en carteras compactas

		Retorno nominal anual en USD		Varianza mensual de los retornos	Correlación promedio entre retornos
		Promedio aritmético (%)	Promedio geométrico (%)		
Carteras de capitalización baja	Baja volatilidad	8.9	7.6	0.002	0.253
	Alta volatilidad	29.1	16.2	0.022	0.151
Carteras de capitalización media	Baja volatilidad	10.2	9.3	0.001	0.253
	Alta volatilidad	11.1	6.2	0.008	0.391
Carteras de capitalización alta	Baja volatilidad	12.7	11.8	0.001	0.346
	Alta volatilidad	21.6	18.8	0.004	0.313

Fuente: elaboración propia.

de mejor forma las variaciones en los retornos de estas carteras (0.74 en baja y media capitalización, 0.78 en alta capitalización). La excepción corresponde a la cartera de alta volatilidad y capitalización, lo cual sugiere que el modelo es particularmente eficaz para esta cartera.

### Resultados del análisis de desempeño de las carteras según Índices de Sharpe y Treynor

De acuerdo con la tabla 3, al comparar las carteras de baja capitalización con alta y baja volatilidad,

el Índice de Sharpe es levemente mayor en el primer caso (0.13357 vs. 0.11692). De igual forma, el Índice de Treynor es significativamente mayor en la cartera con alta volatilidad (0.01787 vs. 0.00731), lo que sugiere que carteras con alta volatilidad tienen un mejor desempeño al ajustar por riesgo total y por unidad de riesgo sistemático.

Diferente es la situación en el nivel de capitalización media, donde se observa un mejor desempeño para ambos índices en carteras con baja volatilidad (0.17090 vs. 0.0794) para el Índice de Sharpe y (0.01071 vs. 0.00715) para el Índice de Treynor.

**Tabla 2.** Estadísticos descriptivos de regresiones en carteras compactas, Alpha de Jensen y Beta

	Carteras de capitalización baja		Carteras de capitalización media		Carteras de capitalización alta	
	Baja volatilidad	Alta volatilidad	Baja volatilidad	Alta volatilidad	Baja volatilidad	Alta volatilidad
Alpha de Jensen	0.00115	0.01339	0.00292	0.00141	0.00474**	0.00838**
Est. t de Student	0.39384	0.76080	1.21162	0.15529	2.16438	2.64353
Beta	0.71107***	1.09840***	0.58056***	0.96350***	0.50788***	1.07820***
Est. t de Student	13.14119	3.36633	13.00246	5.72524	12.50096	18.35859
Equation R2	0.74428	0.14902	0.74012	0.35006	0.78019	0.85067

\*\*\*, \*\* y \* significativo al 1%, 5% y 10%, respectivamente. Estadísticos descriptivos del alfa y beta de las rectas asociadas a las regresiones para cada cartera. Se concluye que para las carteras de alta capitalización se rechaza la hipótesis nula de alfas de Jensen igual a cero. Pues, en estos dos casos, baja y alta volatilidad, con significancia estadística, estas carteras tuvieron un desempeño superior al esperado dado su nivel de riesgo (estadístico t superior al valor crítico 2.0). Dado que el estadístico t, asociado al parámetro beta en cada tipo de cartera, es significativamente superior al valor crítico del test t de Student (2.66). Se concluye que todos los betas son positivos y en el caso de carteras de alta volatilidad son cercanos al beta del Índice S&P 500.

Fuente: elaboración propia.

**Tabla 3.** Estadísticos descriptivos de los Índices de Sharpe y Treynor en carteras compactas comparadas con el Índice S&P 500

	Carteras capitalización baja		Carteras capitalización media		Carteras capitalización alta		S&P 500
	Baja volatilidad	Alta volatilidad	Baja volatilidad	Alta volatilidad	Baja volatilidad	Alta volatilidad	
E(RC-RL)	0.00520	0.01963	0.00622	0.00689	0.00809	0.01450	0.00569
Est. dev. (RC-RL)	0.04446	0.14696	0.03639	0.08673	0.03592	0.06314	0.05410
Índice Sharpe	0.11692	0.13357	0.17090	0.07940	0.22511*	0.22792*	0.10541
Est. error Índ. Sharpe	0.12916	0.12979	0.12914	0.12934	0.12914	0.12923	0.12924
Índice Treynor	0.00731	0.01787	0.01071	0.00715	0.01375	0.01345	0.00569

\*\*\*, \*\* y \* significativo al 1%, 5% y 10%, respectivamente. Los valores asociados a los índices de Sharpe son todos positivos en las carteras analizadas. Para las carteras de alta capitalización, se logra con una significancia al 10% indicativo de un desempeño superior por unidad de riesgo en comparación con el Índice S&P 500. En el caso del Índice de Treynor, el premio por riesgo es superior al Índice S&P 500 para todas las carteras de alta volatilidad.

Fuente: elaboración propia.

Respecto a las carteras de alta capitalización, presentan índices de Treynor con valores similares para ambas categorías de volatilidad.

Por otra parte, el Índice de Sharpe destaca en las categorías de alta capitalización, con desempeño superior al Índice S&P 500 y significancia estadística al 10%. El resto de las carteras tienen un desempeño por unidad de riesgo, según el Índice de Sharpe, similar al Índice S&P 500.

### Resultados de la desagregación del riesgo total en sus componentes sistemático e idiosincrático

De la tabla 4, las carteras de capitalización baja muestran una gran diferencia en la proporción de riesgo idiosincrático. El 25% en la categoría de baja volatilidad, mientras que la categoría de alta volatilidad no logra reducirlo con un predominio del 84%.

Las carteras de capitalización media y alta logran reducir en forma significativa su riesgo idiosincrático en la categoría de baja volatilidad a niveles de 26% y 22%, respectivamente. La situación es diferente en la categoría de alta volatilidad: la cartera de capitalización media no logra reducir su riesgo idiosincrático con un predominio de 64%, en tanto que la cartera de alta capitalización sí logra reducirlo al 15%,

lo cual sugiere que esta cartera estaría más expuesta a factores de mercado.

Los resultados apoyan lo indicado por Bennett y Sias (2010) sobre las dificultades para formar carteras con bajo riesgo idiosincrático; sugieren que la razón de esta anomalía estaría en burbujas de precios que los arbitadores no han podido eliminar.

### Discusión y conclusiones

Respecto a la relación entre el retorno y la volatilidad de las carteras analizadas, en general se observa que aquellas con alta volatilidad generan retornos superiores, tanto aritméticos como geométricos, en comparación con sus contrapartes de baja volatilidad. Este hallazgo es consistente con la teoría financiera que sugiere que los inversores exigen mayores retornos como compensación por asumir riesgos más altos.

Por otra parte, las carteras de capitalización media y alta en la medida que aumenta la capitalización, la diferencia en retornos entre carteras de alta y baja volatilidad disminuye. Esto sugiere que, en mercados con empresas más grandes y establecidas, la volatilidad no desempeña un papel tan importante en la determinación de los retornos, posiblemente debido a una mayor liquidez y estabilidad relativa de sus ratios financieros.

**Tabla 4.** Desagregación del riesgo total en riesgo sistemático y riesgo idiosincrático en carteras compactas

		Riesgo total	Riesgo sistemático	Riesgo idiosincrático	Riesgo total	Riesgo sistemático	Riesgo idiosincrático
Carteras de capitalización baja	Baja volatilidad	0.00197	0.00148	0.00005	100%	75%	25%
	Alta volatilidad	0.02155	0.00351	0.01803	100%	16%	84%
Carteras de capitalización media	Baja volatilidad	0.00132	0.00098	0.00034	100%	74%	26%
	Alta volatilidad	0.00750	0.00271	0.00048	100%	36%	64%
Carteras de capitalización alta	Baja volatilidad	0.00129	0.00101	0.00028	100%	78%	22%
	Alta volatilidad	0.00398	0.00339	0.00058	100%	85%	15%

Bennett y Sias (2010) destacan las dificultades empíricas para conformar carteras con bajo riesgo idiosincrático y sugieren que la razón de esta anomalía estaría en las burbujas de precios que los arbitadores no han sido capaces de eliminar. Los valores obtenidos son indicativos que en las carteras persiste un alto nivel de riesgo idiosincrático, la excepción la constituye la cartera asociada a una alta volatilidad y capitalización.

Fuente: elaboración propia.

En cuanto al Índice de Jensen, solo las carteras de alta capitalización muestran alfas con significancias estadísticas, esto podría estar relacionado con cierta ventaja en la diversificación geográfica y economías de escala.

En relación con los Índices de Sharpe y Treynor, se observa un desempeño superior en carteras de capitalización alta respecto a las otras categorías, lo que sugiere que han logrado equilibrar de manera efectiva el retorno y el riesgo superando al Índice S&P 500.

Una conclusión relevante de este análisis radica en que, en el debate sobre la reforma previsional en Chile, podría ser conveniente considerar la inversión en carteras compactas de alta y media capitalización como una alternativa a los fondos mutuos globales. Estas carteras parecen ofrecer un equilibrio adecuado entre retorno y riesgo. Por el contrario, las carteras de baja capitalización requieren una gestión de riesgos más rigurosa para mitigar los peligros asociados a su mayor volatilidad.

El proyecto de reforma previsional propone la creación de fondos generacionales o *target date funds* que ajustan la composición de los activos a lo largo del tiempo en función de la edad de

los afiliados, pasando de una mayor exposición a renta variable a una mayor proporción de renta fija a medida que se acerca la jubilación. Este modelo, que ha demostrado ser eficaz en otros países, podría ofrecer una solución adecuada para aquellos trabajadores que no tienen el conocimiento o los recursos para gestionar activamente sus propias carteras de inversión.

En este contexto, es crucial considerar la capacidad de los gestores de fondos para seleccionar activos adecuados en los mercados globales. En particular, las carteras compactas podrían ofrecer una ventaja sobre los fondos mutuos globales en términos de costos y control directo sobre el proceso de selección de activos, dado que permiten una mayor supervisión y reducen las comisiones recurrentes que implican los fondos mutuos.

En el diseño de los fondos generacionales, la correcta selección de activos será clave para garantizar una adecuada relación riesgo-retorno. Aquí es donde las herramientas avanzadas como el aprendizaje automático (*machine learning*) desempeñan un papel cada vez más relevante. Estas técnicas, basadas en algoritmos que procesan grandes volúmenes de datos históricos de

retornos, volatilidades y correlaciones, facilitan la construcción de carteras óptimas para las distintas cohortes de edad de los afiliados (Ungari y Benhamou, 2021).

En conclusión, las carteras compactas de alta y media capitalización ofrecen un modelo competitivo frente a los fondos mutuos globales y pueden desempeñar un papel relevante dentro de los fondos generacionales, contribuyendo a un manejo más eficiente y menos costoso de los ahorros previsionales.

## ■ Referencias

- Benhamou, E. (2019). *Connecting Sharpe ratio and Student t-statistic and beyond*. Social Science Research Network (SSRN). [https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=3223152](https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3223152)
- Bennett, J., & Sias, R. (2010). *Portfolio diversification*. Social Science Research Network (SSRN). [http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=728585](http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=728585)
- Brealey, R., Myers, S., & Allen, F. (2006). *Principios de finanzas corporativas* (8ª ed.). McGraw-Hill.
- De Miguel, V., Garlappi, L., & Raman, U., (2007). Optimal versus naive diversification: How inefficient is the 1/n portfolio strategy? *The Review of Financial Studies*, 22(5), 1915-1953. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhm075>
- Gujarati, D., & Porter, D. (2010). *Econometría* (5ª ed.). McGraw-Hill.
- Jensen, M. (1968). The performance of mutual funds in the period 1945-1964. *Journal of Finance*, 23, 389-416.
- Jensen, M. (1969). Risk, the pricing of capital assets, and the valuation of investment portfolios. *Journal of Business*, 42, 167-247.
- Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Prospect theory: An analysis of decision under risk. *Econometrica*, 47, 263-291.
- Lintner, J. (1965). The valuation of risk assets and the selection of risky investments in stock portfolios and capital budgets. *Review of Economics and Statistics*, 47(1), 13-37.
- Lo, A. (2002). The statistics of Sharpe ratios. *Financial Analysts Journal*, 58(4), 36-52.
- McCafferty, T. (2003). *The market is always right* (First Edition). McGraw-Hill.
- Modigliani, F., & Modigliani, L. (1997). Risk-adjusted performance. *Journal of Portfolio Management*, 23(2), 45.
- Mossin, I. (1966). Equilibrium in a capital assets markets. *Econometrica*, 34(4), 768-783.
- Pedersen, Ch., & Rudholm-Alfvén, T. (2003). Selecting a risk-adjusted shareholder performance measure. *Journal of Asset Management*, 4, 152-172.
- Ross, S., Westerfield, R., & Jaffe, J. (2000). *Finanzas corporativas* (5ª ed.). Irwin McGraw-Hill.
- Sharpe, W. (1964). Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk. *Journal of Finance*, 19(3), 425-442.
- Sharpe, W. (1966). Mutual fund performance. *Journal of Business*, 39, 119-138.
- Sortino, F., & Price, L. (1994). Performance measurement in a downside risk framework. *The Journal of Investing*, 3, 59-65.
- Treynor, J. (1965). How to rate management of investment funds. *Harvard Business Review*, 43, 63-70.
- Ungari, S., & Benhamou, E. (2021). Deep reinforcement learning for portfolio allocation. *Risk Magazine Global Quant Network*. Social Science Research Network (SSRN). [https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=3886804](https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3886804)
- Young, T. (1991). Calmar ratio: A smoother tool. *Futures*, 20(1), 40.

## ■ Anexo 1

### ■ Carteras compactas conformadas por treinta activos

Acciones baja CAP baja volatilidad (< 4000 UDS mill)		
Etiqueta	Nombre empresa	Industria
AAP	Advance Auto Parts, Inc.	Specialty Retail
ALX	Alexander's, Inc.	Retail
AMN	AMN Healthcare Services, Inc.	Medical Care Facilities
ATHM	Autohome, Inc.	Internet Content & Info.
AVAL	Grupo Aval Acciones y Valores, S. A.	Banks-Regional
BBDC	Barings BDC, Inc.	Asset Management
BKH	Black Hills Corporation	Utilities-Diversified

BRBS	Blue Ridge Bankshares, Inc.	Banks–Regional
CWT	California Water Service Group	Utilities–Regulated Water
CXW	CoreCivic, Inc.	Security & Protect. Services
ETV	Eaton Vance Tax-Managed Buy-Write	Asset Management
FCPT	Four Corners Property Trust, Inc.	REIT–Retail
FNLC	The First Bancorp, Inc.	Banks–Regional
HTGC	Hercules Capital, Inc.	Asset Management
JJSF	J&J Snack Foods Corp.	Packaged Foods
JOF	Japan Smaller Capitalization Fund, Inc.	Asset Management
LND	BrasilAgro–Companhia Brasileira	Farm Products
MGEE	MGE Energy, Inc.	Regulated Electric
NWL	Newell Brands, Inc.	Household
NWN	Northwest Natural Holding Co.	Utilities–Regulated Gas
PFLT	PennantPark Floating Rate Capital Ltd.	Asset Management
SAND	Sandstorm Gold Ltd.	Gold
SCL	Stepan Company	Specialty Chemicals
SFBS	ServisFirst Bancshares, Inc.	Banks–Regional
SFL	SFL Corporation Ltd.	Marine Shipping
THS	TreeHouse Foods, Inc.	Packaged Foods
TR	Tootsie Roll Industries, Inc.	Confectioners
ULH	Universal Logistics Holdings, Inc.	Trucking
VIRT	Virtu Financial, Inc.	Capital Markets
WDFC	WD-40 Company	Specialty Chemicals

Fuente: elaboración propia.

#### Acciones baja CAP alta volatilidad (< 4000 UDS mill)

Etiqueta	Nombre empresa	Industria
ACMR	ACM Research, Inc.	Semiconductors Equipment
ALLK	Allakos, Inc.	Biotechnology
ALTO	Alto Ingredients, Inc.	Specialty Chemicals
AMS	American Shared Hospital Ser.	Hospital Services
ASRT	Assertio Holdings, Inc.	Drug Manufacturers
AXSM	Axsome Therapeutics, Inc.	Biotechnology
AZUL	Azul, S. A.	Airlines
BLCM	Bellicum Pharmaceuticals, Inc.	Biotechnology
BLNK	Blink Charging Co.	Engineering & Construction
BTBT	Bit Digital, Inc.	Capital Markets
CEIX	Consol Energy, Inc.	Thermal Coal
FCEL	FuelCell Energy, Inc.	Electrical Equipment & Parts
GRPN	Groupon, Inc.	Internet Content & Information
GRTS	Gritstone Oncology, Inc.	Biotechnology
HUT	Hut 8 Mining Corp.	Capital Markets

HYMC	Hycroft Mining Holding Co.	Gold
KALA	Kala Pharmaceuticals, Inc.	Biotechnology
MMAT	Meta Materials, Inc.	Electronic Components
NKLA	Nikola Corporation	Farm & Heavy Construction Machinery
NVAX	Novavax, Inc.	Biotechnology
OCGN	Ocugen, Inc.	Biotechnology
PLL	Piedmont Lithium Ltd.	Other Industrial Metals & Mining
RIOT	Riot Blockchain, Inc.	Capital Markets
RVYL	RYVYL, Inc.	Software–Infrastructure
SAVA	Cassava Sciences, Inc.	Biotechnology
SEAC	SeaChange International, Inc.	Software–Application
SOLO	Electrameccanica Vehicles Corp.	Auto Manufacturers
TELL	Tellurian, Inc.	Oil & Gas E&P
UAVS	Ageagle Aerial Syst, Inc.	Computer Hardware
WKHS	Workhorse Group, Inc.	Auto Manufacturers

Fuente: elaboración propia.

#### Acciones media CAP baja volatilidad (< 90 000 UDS mill)

Etiqueta	Nombre empresa	Industria
AFL	Aflac, Inc.	Insurance–Life
AZO	AutoZone, Inc.	Specialty Retail
BTI	British American Tobacco p.l.c.	Tobacco
CEF	Sprott phys. Gold and silv.	Gold
CLX	The Clorox Company	Household & Personal Products
CME	CME Group, Inc.	Financial Data & Stock Ex.
DLR	Digital Realty Trust, Inc.	REIT–Specialty
DUK	Duke Energy Corporation	Utilities–Regulated Electric
EQIX	Equinix, Inc.	REIT–Specialty
FE	FirstEnergy Corp.	Utilities–Regulated Electric
GIS	General Mills, Inc.	Packaged Foods
GPC	Genuine Parts Company	Specialty Retail
HII	Huntington Ingalls Industries, Inc.	Aerospace & Defense
HMC	Honda Motor Co., Ltd.	Auto Manufacturers
HSY	Hershey Company	Confectioners
IX	ORIX Corporation	Credit Services
K	Kellogg Co.	Packaged Foods
KMI	Kinder Morgan, Inc.	Oil & Gas Midstream
KR	Kroger Co.	Grocery Stores
MCK	McKesson Corporation	Medical Distribution
MKL	Markel Corp.	Insurance–Property & Casualty
MO	Altria Group, Inc.	Tobacco
NOC	Northrop Grumman Corporation	Aerospace & Defense

PHYS	Sprott Physical Gold Trust	Gold
PSA	Public Storage	REIT-Industrial
ROL	Rollins, Inc.	Personal Services
SMFG	Sumitomo Mitsui Financial Group	Banks-Diversified
SWX	Southwest Gas Holdings, Inc.	Utilities-Regulated Gas
TRP	TransCanada Corporation	Oil & Gas Midstream
WSO	Watsco, Inc.	Industrial Distribution

Fuente: elaboración propia.

### Acciones media CAP alta volatilidad (< 90 000 UDS mill)

Etiqueta	Nombre empresa	Industria
APA	Apache Corp.	Oil & Gas E&P
AR	Antero Resources Corporation	Energy
CHRD	Oasis Petroleum, Inc.	Exploration NGL
CIVI	Civitas Resources, Inc.	Energy & Exploration
COTY	Coty, Inc.	Household & Personal Products
CVE	Cenovus Energy, Inc.	Energy
CVNA	Carvana Co.	Auto & Truck Dealerships
DVN	Devon Energy Corporation	Natural Gas Expl.
FANG	Diamondback Energy, Inc.	Oil & Gas E&P
GME	GameStop	Specialty Retail
HAL	Halliburton Company	Oil Equipment & Services
LNTH	Lantheus Holdings	Drug Manufacturers
MARA	Marathon Digital	Capital Markets
MGY	Magnolia Oil&Gas Co.	Exploration Crude Oil
MRNA	Moderna, Inc.	Biotechnology
MRO	Marathon Oil Corporation	Oil & Gas Exploration
MSTR	MicroStrategy, Inc.	Software - Application
MTDR	Matador Resources Company	Energy
MUR	Murphy Oil Corporation	Oil & Gas E&P
NIO	NIO, Inc.	Auto Manufacturers
OXY	Occidental Petroleum Co.	Oil & Gas Exploration
PBF	PBF Energy, Inc.	Oil Refining & Marketing
PTEN	Patterson-UTI Energy, Inc.	Drilling Services
RCL	Royal Caribbean Cruises Ltd.	Travel Services
RIG	Transocean Ltd.	Oil & Gas Drilling
RRC	Range Resources Corporation	Oil & Gas E&P
RUN	Sunrun, Inc.	Solar
SID	Companhia Siderúrgica Nacional	Steel
TAL	Tal Education Group	Education & Training Services
TWLO	Twilio, Inc.	Internet Content & Information

Fuente: elaboración propia.

**Acciones alta CAP baja volatilidad (> 90 000 UDS mill)**

<b>Etiqueta</b>	<b>Nombre empresa</b>	<b>Industria</b>
ABT	Abbott Laboratories	Medical Devices
ADP	Automatic Data Processing, Inc.	Staffing & Employment Services
COST	Costco Wholesale Co.	Discount Stores
GILD	Gilead Sciences, Inc.	Drug Manufacturers-General
JNJ	Johnson & Johnson	Drug Manufacturers-General
JPM	JPMorgan Chase & Co.	Banks-Diversified
KO	The Coca-Cola Co.	Beverages-Non-Alcoholic
LIN	Linde p.l.c.	Specialty Chemicals
LLY	Eli Lilly and Co.	Drug Manufacturers-General
LMT	Lockheed Martin Corporation	Aerospace & Defense
MCD	McDonald's Co.	Restaurants
MDLZ	Mondelez International, Inc.	Confectioners
MDT	Medtronic p.l.c.	Medical Devices
MRK	Merck	Drug Manufacturers-General
MSFT	Microsoft Co.	Software-Infrastructure
MU	Micron Technology, Inc.	Semiconductors
NEE	NextEra Energy, Inc.	Utilities-Regulated Electric
NVO	Novo Nordisk A/S	Biotechnology
NVS	Novartis AG	Drug Manufacturers-General
PEP	Pepsico, Inc.	Beverages-Non-Alcoholic
PG	Procter & Gamble Company	Household & Personal Products
PM	Philip Morris International, Inc.	Tobacco
RY	Royal Bank of Canadá	Banks-Diversified
SCHW	Charles Schwab Corp.	Capital Markets
T	AT&T, Inc.	Telecom Services
TM	Toyota Motor Co.	Auto Manufacturers
TMUS	T-Mobile US, Inc.	Telecom Services
UL	Unilever p.l.c.	Household & Personal Products
VZ	Verizon Communications, Inc.	Telecom Services
WMT	Walmart, Inc.	Discount Stores

Fuente: elaboración propia.

**Acciones alta CAP alta volatilidad (> 90 000 UDS mill)**

<b>Etiqueta</b>	<b>Nombre empresa</b>	<b>Industria</b>
AMD	Advanced Micro Devices, Inc.	Semiconductors
AMZN	Amazon.com, Inc.	Internet Retail
AXP	American Express Company	Credit Services
BA	The Boeing Company	Aerospace & Defense
BABA	Alibaba Group Holding Limited	Internet Retail

BX	Blackstone, Inc.	Asset Management
C	Citigroup, Inc.	Banks–Diversified
COP	ConocoPhillips	Oil & Gas E&P
CRM	Salesforce, Inc.	Software–Application
DIS	The Walt Disney Company	Entertainment
IBM	International Business Machines Co.	Information Technology Serv.
MA	Mastercard, Inc.	Credit Services
META	Meta Platforms, Inc.	Internet Content & Information
NFLX	Netflix, Inc.	Entertainment
NVDA	NVIDIA Corporation	Semiconductors
PANW	Palo Alto Networks, Inc.	Software–Infrastructure
PDD	PDD Holdings, Inc.	Internet Retail
PFE	Pfizer, Inc.	Drug Manufacturers–General
PGR	The Progressive Corporation	Insurance–Prop. & Casualty
QCOM	Qualcomm Incorporated	Semiconductors
REGN	Regeneron Pharmaceuticals, Inc.	Biotechnology
RTX	RTX Corporation	Aerospace & Defense
SHOP	Shopify, Inc.	Software–Application
SONY	Sony Group Corporation	Consumer Electronics
TSLA	Tesla, Inc.	Auto Manufacturers
TSM	Taiwan Semiconductor Manufacturing Co.	Semiconductors
TTE	TotalEnergies SE	Oil & Gas Integrated
UNH	UnitedHealth Group Incorporated	Healthcare Plans
WFC	Wells Fargo & Company	Banks–Diversified
XOM	Exxon Mobil Corporation	Oil & Gas Integrated

Fuente: elaboración propia.

### Coefficientes de correlación promedio entre activos en carteras

Carteras de capitalización baja				Carteras de capitalización media				Carteras de capitalización alta			
Etiqueta	Baja vol.	Etiqueta	Alta vol.	Etiqueta	Baja vol.	Etiqueta	Alta vol.	Etiqueta	Baja vol.	Etiqueta	Alta vol.
WDFC	0.00139	ASRT	0.09486	MO	0.29284	FANG	0.56460	ADP	0.34998	TTE	0.28119
SAND	0.22829	OCGN	0.12169	ROL	0.21296	AR	0.41094	MSFT	0.34997	PFE	0.17118
VIRT	0.11632	TELL	0.23432	TRP	0.35381	PBF	0.47488	JNJ	0.42893	DIS	0.41450
NWN	0.34885	HYMC	0.05016	BTI	0.27723	DVN	0.56194	MCD	0.45387	TSM	0.34065
SFL	0.26037	GRPN	0.08663	DLR	0.18246	MTDR	0.53347	PEP	0.46922	REGN	0.01755
CXW	0.16528	ALLK	0.08302	CME	0.22504	RCL	0.44942	TM	0.32045	UNH	0.19946
BKH	0.32473	BLCM	0.19129	IX	0.25476	RUN	0.25590	UL	0.38065	C	0.46244
NWL	0.28907	SAVA	0.12128	CLX	0.16561	COTY	0.33448	LIN	0.47567	PGR	0.15854
TR	0.07512	KALA	-0.03181	SMFG	0.19034	TWLO	0.20978	ABT	0.41031	BA	0.36560
AMN	0.08795	AZUL	0.15719	MKL	0.30404	SID	0.30107	COST	0.32550	PANW	0.35755
ETV	0.41047	WKHS	0.13153	K	0.27681	TAL	0.05035	JPM	0.38378	SHOP	0.39097
AVAL	0.28558	AMS	0.23136	HII	0.26893	MGY	0.56052	PG	0.40278	META	0.30954
MGEE	0.30569	FCEL	0.20624	EQIX	0.23940	CIVI	0.45450	MDT	0.36713	AMZN	0.34664
SCL	0.34289	BTBT	0.20951	MCK	0.27560	GME	0.08610	PM	0.37466	TSLA	0.30668
ULH	0.27373	ACMR	0.13907	PSA	0.25201	HAL	0.51338	LLY	0.14360	QCOM	0.31416
HTGC	0.34428	RVYL	0.21342	PHYS	0.12239	MARA	0.33088	SCHW	0.21936	AMD	0.34814
ALX	0.35515	GRTS	0.12732	HMC	0.25089	CVNA	0.22568	NEE	0.23895	IBM	0.31788

ALX	0.35515	GRTS	0.12732	HMC	0.25089	CVNA	0.22568	NEE	0.23895	IBM	0.31788
PFLT	0.35981	BLNK	0.22736	HSY	0.27029	CHRD	0.28193	NVO	0.26957	BX	0.41706
LND	0.20026	UAVS	0.22133	KMI	0.36516	PTEN	0.53773	GILD	0.16196	BABA	0.15165
BRBS	0.22332	SOLO	0.22738	KR	0.19449	RIG	0.47454	MRK	0.31608	MA	0.40864
THS	0.17562	PLL	0.12326	AZO	0.29382	NIO	0.23021	RY	0.38885	RTX	0.32336
JJSF	0.26302	RIOT	0.25208	GIS	0.19585	RRC	0.41085	KO	0.44638	AXP	0.44117
CWT	0.19982	NVAX	0.15277	DUK	0.32198	LNTH	0.20326	MU	0.25171	PDD	0.18210
FCPT	0.34545	MMAT	0.21451	SWX	0.19810	MRNA	0.27068	MDLZ	0.47960	SONY	0.37661
AAP	0.29336	ALTO	0.15601	WSO	0.27874	OXY	0.51895	LMT	0.32009	CRM	0.35800
JOF	0.31906	HUT	0.17305	AFL	0.33674	CVE	0.54913	NVS	0.41532	NFLX	0.32059
BBDC	0.29194	NKLA	0.14128	GPC	0.31332	MUR	0.53728	VZ	0.32207	WFC	0.37665
SFBS	0.30170	SEAC	0.01546	FE	0.23450	MRO	0.56057	WMT	0.32607	NVDA	0.33253
ATHM	0.07344	CEIX	0.16523	CEF	0.17910	MSTR	0.33528	T	0.35172	XOM	0.29029
FNLC	0.33271	AXSM	0.10302	NOC	0.26652	APA	0.50217	TMUS	0.24798	COP	0.31595
Promedio	0.25318	Promedio	0.15133	Promedio	0.25312	Promedio	0.39102	Promedio	0.34641	Promedio	0.31324

Fuente: elaboración propia.

## ■ Anexo 2

### ■ Análisis de no existencia de heteroscedasticidad y autocorrelación de residuos

Para cada una de las regresiones (ecuación 1), se llevaron a cabo las pruebas de White y Breusch-Godfrey, disponibles en el software EViews, para investigar la existencia de heteroscedasticidad y autocorrelación entre residuos, respectivamente.

El criterio utilizado para rechazar la hipótesis nula, de no existencia de dispersión desigual de residuos, tomó en consideración el tamaño de muestra ( $K$ )<sup>1</sup> multiplicado por  $R^2$ , obtenido a partir de una regresión auxiliar donde los residuos al cuadrado son función de la variable independiente en primer y segundo grado, la cual sigue una distribución Chi-cuadrado con dos grados de libertad (Gujarati, 2010). Por tanto,

el  $p$ -value asociado a la variable  $K \cdot R^2$  para un nivel de significancia que se ha definido en 95%, debe ser inferior a 0.05 para rechazar la hipótesis nula.

Para el caso de autocorrelación entre residuos, se aplicó la prueba Breusch-Godfrey disponible en el software EViews.

Para rechazar la hipótesis nula de no existencia de autocorrelación entre residuos, se debe cumplir que el  $p$ -value asociado a  $Obs \cdot R^2$ , que se distribuye según Chi-cuadrado, no supere el valor crítico para un nivel de significancia, que se ha definido en 95%, vale decir que tome valores inferiores a 0.05.

Las siguientes tablas resumen los resultados que validan la no existencia de heteroscedasticidad y autocorrelación de residuos en las carteras compactas analizadas.

.....  
1 El software EViews utiliza la denominación  $Obs$ , para indicar el tamaño de muestra  $K$  de acuerdo con nuestra notación.

**Anexo 2-Tabla 1.** Prueba de White valida la no existencia de la heteroscedasticidad

		Obs.*R2	p-value
Carteras de capitalización baja	Baja volatilidad	5.9068	0.0522
	Alta volatilidad	3.7772	0.1513
Carteras de capitalización media	Baja volatilidad	0.1410	0.9319
	Alta volatilidad	1.3582	0.5071
Carteras de capitalización alta	Baja volatilidad	2.9286	0.2312
	Alta volatilidad	5.6816	0.0584

Fuente: elaboración propia.

**Anexo 2-Tabla 2.** Prueba de Breusch-Godfrey valida la no existencia de autocorrelación de residuos

		Obs. *R2	p-value
Carteras de capitalización baja	Baja volatilidad	2.3762	0.3048
	Alta volatilidad	10.9314	0.0042
Carteras de capitalización media	Baja volatilidad	5.0041	0.0819
	Alta volatilidad	2.3473	0.3092
Carteras de capitalización alta	Baja volatilidad	2.1791	0.3364
	Alta volatilidad	2.1114	0.3479

La cartera de baja capitalización con alta volatilidad no cumple esta prueba.

Fuente: elaboración propia.