



Los nuevos índices sectoriales de la Bolsa Mexicana de Valores y la diversificación sectorial

José Antonio Morales Castro

Instituto Politécnico Nacional

jmorales@ipn.mx

Francisco López-Herrera

Universidad Nacional Autónoma de México

francisco_lopez_herrera@yahoo.com.mx

Recibido 20 de abril del 2020; Aceptado 22 de noviembre del 2020; disponible en línea 17 de diciembre del 2020

Resumen:

Se analiza la relación riesgo-rendimiento de los nuevos índices sectoriales de la Bolsa Mexicana de Valores y de portafolios con esos índices seleccionados mediante el análisis de media y varianza y el criterio de optimización media-CVaR. Se usaron tres medidas de desempeño comparativo: (1) Índice de Sharpe, (2) recompensa al VaR y (3) la recompensa al CVaR. Se encontraron portafolios de los nuevos índices bursátiles con un rendimiento mayor que el portafolio del mercado, pero con menor riesgo que éste. Con excepción del índice del sector de la construcción, todos los nuevos índices sectoriales tienen mejores relaciones riesgo-rendimiento que el portafolio de mercado, incluso a pesar de que pueden considerarse como portafolios menos diversificados que él.

Palabras Claves: Bolsa Mexicana de Valores; Diversificación sectorial; Selección del portafolio; Optimización media-varianza, Optimización media-CVaR

Códigos JEL: G11; G12;G17.

The new Mexican Stock Exchange's sector indexes and the sectorial diversification

Abstract:

The risk-return relationship of the new sectoral indices of the Mexican Stock Exchange, and of portfolios with those selected indices, is analyzed by mean-variance analysis and mean-CVaR optimization criterion. Three comparative performance measures were used: (1) Sharpe Index, (2) Reward-to-VaR and (3) Reward-to-CVaR. Portfolios of the new stock indices were found with a higher yield than the market portfolio, but with less risk than it. With the exception of the construction sector index, all the new sector indices have better risk-return ratios than the market portfolio, even though they can be considered as less diversified portfolios than it.

Keywords: Mexican Stock Exchange; Sectorial diversification; Portfolio selection; Mean-variance analysis; Mean-CvaR optimization.

JEL Codes: G11; G12;G17.



1. Introducción

La diversificación sectorial se ha recomendado para formar portafolios accionarios óptimos. Como señala Ahmed (2016), los portafolios diversificados en sectores económicos relativamente independientes tienen más probabilidades de añadir valor y aumentar la oportunidad de eliminar una parte fundamental del riesgo de inversión. Gupta y Basu (2009) enfatizan que la respuesta diferenciada de los diversos sectores económicos a los cambios en las condiciones de la economía resalta la importancia de los portafolios diversificados sectorialmente. De acuerdo con Rodríguez, Cortez, Méndez y Garza (2014), esos efectos diferenciados conducen a que las diferentes oportunidades de inversión por sectores tengan diferentes perfiles en su relación riesgo-rendimiento.

En este artículo se muestra el análisis comparativo de la relación riesgo-rendimiento de los nuevos índices bursátiles sectoriales en contraste con el Índice de Precios y Cotizaciones (IPC) como representante del mercado accionario mexicano. También se analiza dicha relación en el caso de portafolios diversificados mediante esos índices sectoriales. Las preguntas que se plantean son: (1) cómo se comportan los portafolios integrados con índices bursátiles sectoriales versus el portafolio que representa a todo el mercado accionario y, (2), cómo será la relación rendimiento-riesgo de los portafolios utilizando los diferentes sectores económicos para su diversificación. Nuestra hipótesis es que, de acuerdo con el principio del beneficio de la diversificación sustentado por la Teoría Moderna del Portafolio, los índices sectoriales al estar menos diversificados que el índice del mercado, IPC, tienen una peor relación riesgo-rendimiento que éste, en tanto que los portafolios formados con los índices sectoriales, en tanto que más diversificados, tienen una mejor relación riesgo-rendimiento que el índice del mercado cuando esos portafolios tienen más activos que los de ese índice. La optimización de los portafolios se lleva a cabo en el contexto de minimización de la varianza (desviación estándar) y del Valor en Riesgo Condicional (CVaR).

En la sección siguiente se presenta una revisión de literatura pertinente. Posteriormente se dedica una sección a la descripción del instrumental metodológico. Después se muestra el análisis de los índices y los resultados de los portafolios optimizados, ofreciendo una sección final de conclusiones.



2. Revisión de la literatura

Según Markowitz (1952) el inversionista debe formar los portafolios de inversión estudiando la relación riesgo-rendimiento global. Asume que los inversionistas tienen una conducta racional cuando seleccionan los activos para integrar sus portafolios, por lo que buscan obtener el máximo rendimiento con el mínimo riesgo. Jensen (1969) desarrolla un modelo que evalúa el desempeño en los rendimientos de los portafolios considerando los efectos del riesgo. Define el rendimiento como la diferencia entre los rendimientos reales de un portafolio y los esperados por ese portafolio condicionados por la tasa sin riesgo y su nivel de riesgo sistemático. Considera que los precios de las acciones siguen la forma débil de la hipótesis de mercado eficiente, lo que permite a un inversionista aumentar sus beneficios en la medida que pueda predecir y evaluar las consecuencias de eventos futuros que impacten los precios de las acciones. Al respecto Nagapetyan y Rubinshtein (2016) han evidenciado que la deformación de los precios de las acciones la explican por los factores que desconocen los inversionistas y que influye en los precios de las acciones, aunque esa influencia está contabilizada en los precios de mercado de estos activos.

Jiménez, Restrepo y Acevedo (2015) evidencian la utilidad de la diversificación internacional en los portafolios utilizando índices bursátiles, demuestran que lo más que se recomienda invertir en un índice bursátil es el 15% para lograr la optimización de los portafolios en términos del VaR. En el caso de México la evidencia sugiere que la diversificación hacia los mercados financieros formados por TLCAN integrados por EUA, Canadá y México fue una opción atractiva debido a que con sus altos rendimientos era posible conformar portafolios trinacionales que minimicen el riesgo. Sin embargo, enfatizan que a mayor integración de estos mercados los beneficios de la diversificación tenderían a disminuir en este bloque. Explican Medo, Ho y Cheng (2018) que si los activos están correlacionados se reducen los beneficios de la diversificación. Evidenciaron que, con el aumento de las acciones los beneficios de la diversificación aumentan lentamente incluso en algunos casos se nulifican el efecto de diversificación neta. Enfatizan que estos aspectos son importantes considerando que, en el mundo globalizado actual, un solo evento puede tener implicaciones mundiales, por lo que los portafolios internacionales no son inmunes a las correlaciones de los activos financieros.



La teoría del portafolio planteada por Markowitz (1952) asume que el inversionista es averso al riesgo al mismo tiempo que prefiere un mayor rendimiento, por ello busca una combinación óptima de activos minimizando la varianza (desviación estándar) de un portafolio factible. Una limitación de ese enfoque es que puede no considerar adecuadamente el riesgo relacionado con las colas de las distribuciones de probabilidad de los rendimientos, en particular el riesgo de la cola inferior (*downside risk*). El Valor en Riesgo (VaR), medida ampliamente utilizada en los últimos años, mide el *downside risk* resumiéndolo en un solo número y teniendo como su ventaja su aplicabilidad a activos con comportamiento no lineal y a distribuciones de probabilidad de pérdidas no simétricas y no normales. No obstante, el VaR ignora la gravedad de las pérdidas que pueden presentarse una vez que se rebasa el umbral establecido, para superar estos problemas se ha propuesto el Déficit Esperado (ES), también conocido como Valor Condicional en Riesgo (CVaR).

Ha habido muchos estudios que han analizado el uso del VaR. Chambi (2019) evaluó 8 títulos del mercado de valores del Perú, de los cuales, se seleccionó 3 activos de renta variable con los que conformo un portafolio, con datos de cotización diaria en el periodo 2014-2017. Obtuvo el VaR del portafolio y el valor promedio de la cartera mediante el método de simulación de Montecarlo para un escenario de variación de rentabilidad promedio diaria del 10%, con lo cual constata que la volatilidad de la cartera tiene incidencia directa en el VaR y la rentabilidad influye en el VaR de manera directa. Grajales y Pérez (2010), determinaron el valor en riesgo (VaR) de algunos portafolios, analizaron en detalle la volatilidad y el percentil de la distribución de los cambios en el valor del portafolio. Usaron los métodos de varianzas y covarianzas, simulación histórica y simulación Monte Carlo. Encontraron que, en algunos portafolios, los resultados que se encontraron para el VaR difieren significativamente en ambos modelos, lo que sugiere continuar con un estudio más amplio de la volatilidad. Parrák y Seidler (2010) contrastaron los métodos de selección de carteras de la Varianza Media y la Media-VaR con acciones del mercado de Checoslovaquia durante el período 2006-2008. Ambas estrategias fueron relativamente rentables en ambos períodos, es decir, el primer período caracterizado principalmente por una mayor volatilidad de la bolsa y con el segundo período por una extrema volatilidad con una tendencia al descenso. Supusieron que la estrategia de Media-VaR funcionaría mejor en ambos períodos.



De acuerdo con sus resultados, parece que vale la pena utilizar ambos métodos. Además, consideran que la estrategia de la Varianza Media es más segura en tiempos turbulentos.

López-Herrera, Macías y Valdemar de la Torre (2009) evaluaron ocho criptoactivos, el riesgo de mercado y complementan el análisis con la evaluación de su desempeño dentro de portafolios formados con criterios convencionales. Observaron que los ochos criptoactivos presentan comportamientos diferentes en episodios críticos como la caída de sus precios, es decir, existe un alto grado de heterogeneidad en su desempeño, a pesar de la homogeneidad que podría esperarse al considerarlos como activos pertenecientes a una misma clase. La heterogeneidad persiste cuando se considera formar los portafolios con ellos. Los precios no siguen un patrón uniforme cuando se modifica el criterio de configuración de los portafolios, por ejemplo, cuando en lugar de seleccionarlos mediante el criterio de media y varianza de los rendimientos se seleccionaron por medio de la pérdida esperada o VaR condicional (CvaR). Incluso si se cambia el nivel de confianza seleccionado, este último caso, los pesos de algunos activos se modifican en forma drástica. Concluyen que la inversión en criptomonedas es altamente riesgosa.

Van den Goorbergh, y Vlaar (1999) aplicaron varias técnicas del valor en riesgo al índice bursátil holandés AEX y al promedio industrial Dow Jones. Con lo cual concluyen: (1) El cambio de la volatilidad a lo largo del tiempo es la característica más importante de los rendimientos de las acciones cuando se modela el valor en riesgo; (2) Para niveles de confianza bajos, la mejor manera de modelar las colas gordas de la distribución es mediante la distribución t; (3) Los estimadores del índice de colas no tienen éxito, debido a que no pueden hacer frente al fenómeno de agrupación de la volatilidad.

Existen investigaciones que han estudiado los efectos de incorporar índices de los diferentes sectores económicos en los portafolios de inversión. Por ejemplo, Gupta y Basu (2009) resaltan que la elección óptima de un portafolio en un mercado de capitales se basa principalmente en la mejor relación riesgo-rendimiento entre los sectores industriales. Subrayan que gran cantidad de estudios sugieren que gran parte de la volatilidad del mercado puede atribuirse a un aumento sustancial de los riesgos específicos de los sectores y subsectores. Estos autores hicieron un análisis del mercado bursátil de la India durante 1997-2007, en una muestra de 10 sectores industriales. Evidenciaron que un portafolio construido con



correlaciones condicionales tiene un mejor rendimiento que un índice de referencia. Consideran que se puede obtener mayores rendimientos ajustados al riesgo construyendo un portafolio de activos utilizando diferentes sectores industriales.

Algunos se han enfocado en el efecto de incorporar algunos sectores en específico en los portafolios, probablemente porque en determinado lapso de tiempo, estos han tenido auge, y por ello pueden beneficiar los rendimientos de los portafolios. Dharmalingam y Balanga (2016) construyeron un portafolio óptimo para lo cual eligieron dos sectores, el del azúcar y el del metal. Sus resultados mostraron que muchas empresas del sector azúcar ofrecen altos rendimientos, por lo que el portafolio integró gran cantidad de estas empresas. Recomiendan ser cauteloso al invertir en las empresas del sector metal y consideran que pueden hacerse inversiones de alto rendimiento en el futuro en empresas del sector metalúrgico basadas en las actuales tendencias cambiantes del mercado. Sathyapriya (2016) resalta que es esencial seleccionar un portafolio óptimo en los mercados fluctuantes a fin de minimizar el riesgo y obtener los máximos beneficios, para lo cual hace un análisis del valor de los activos de los sectores de la infraestructura y farmacéutica durante 2008-2012 y mediante el índice de Sharp obtiene la combinación óptima de los activos. Ramanthan y Jahnavi (2014) diseñaron un portafolio de acciones óptimo con la ayuda del modelo del índice de Sharpe, incluyendo acciones del sector de los medios de comunicación y del entretenimiento de los mercados de capitales de la India. La tabla que muestran los portafolios ayudaría al inversionista en la selección de las compañías analizadas.

Rodríguez, Cortez, Méndez y Garza (2014) consideran que los cambios económicos que se suscitan en el ambiente de las empresas tienen diferentes efectos si se valúan por sectores, estudiaron el sector como una variable determinante en la relación riesgo-rendimiento. Evaluaron siete sectores de la BMV durante 2007-2012, con los cuales construyeron seis portafolios de inversión. Encontraron que el sector de servicios financieros tuvo un desempeño alto, probablemente porque México se encontraba en un excelente momento económico durante el periodo 2008-2012, y EUA había anunciado una baja en sus tasas de interés, lo que ocasionó que los fondos de inversión buscaran donde invertir, y la banca mexicana en ese tiempo era un sector con mayor rentabilidad. Por lo que se puede pensar que diferentes oportunidades de inversión por sectores contribuirán a diferentes panoramas de riesgo rendimiento.



Ahmed (2016) demuestra que las relaciones causales a corto plazo entre los índices sectoriales del mercado de valores de Egipto son sustancialmente limitadas, y cuando existen, tienen prácticamente un sentido unidireccional. Lo que significa que todavía existe la posibilidad de obtener beneficios de la diversificación de la cartera a corto plazo. No obstante, los inversionistas con un horizonte a largo plazo tal vez no puedan beneficiarse de la diversificación en los diversos sectores del mercado egipcio. Cao, Longn y Yang (2013) examinaron la relación entre los índices sectoriales del mercado de valores de China en dos etapas. En la primera etapa de 2007-2008, el mercado experimenta altibajos drásticos, los índices sectoriales tienden a subir o bajar juntos, y muestran correlaciones muy estrechas entre sí. En la segunda etapa 2009-2012, sin embargo, aparecen correlaciones mucho más pequeñas, y los índices bursátiles reflejan las características cíclicas de la economía. Los índices de los sectores, financieros, industrial y energéticos tienen una alta correlación con el conjunto del mercado, por el contrario, los de tecnología de la información, los servicios de telecomunicaciones y los servicios públicos tienen una baja correlación con el mercado. Los sectores de salud, productos de primera necesidad y los productos de consumo discrecional muestran poca relación con el mercado de valores.

Hong, Ngoc, Thanh, Minh y Cong (2019) estudiaron el riesgo, el rendimiento y la diversificación del portafolio a nivel de la industria en Vietnam, Tailandia, Malasia y Singapur. Mediante el análisis de los índices de mercado de 10 industrias de 2007 a 2016, en diferentes períodos, entre ellos 2007-2009 (crisis), 2010-2012 (posterior a la crisis) y 2013-2016 (normal). El valor condicional en riesgo se utiliza para medir el riesgo extremo. Utilizaron el modelo de riesgo-rendimiento de Markowitz para determinar el peso óptimo de las industrias en el portafolio. Estos autores sugieren que se debe dar prioridad e importancia al sector salud en Vietnam, ya que este sector experimenta el menor riesgo extremo y obtiene los mayores rendimientos. Se han obtenido conclusiones similares en el caso de Singapur y Malasia. Sin embargo, en Tailandia la industria que ocupa el primer lugar es la de los servicios de consumo.

Señala Miskolczi (2016) que la teoría moderna de portafolio de Markowitz usa la varianza como medida de riesgo, sin embargo, el modelo ha sido criticado porque es muy adecuado para las distribuciones elípticas, pero puede llevar a conclusiones incorrectas en el caso de las distribuciones no elípticas. Desde entonces se han introducido muchas medidas de riesgo, de las cuales el Valor en Riesgo (VaR) es la más



utilizada en los últimos años. Este también tiene problemas, por lo cual se ha utilizado últimamente el Valor condicional en riesgo (CVaR) que supera los problemas fundamentales del VAR, el cual ignora la gravedad de las pérdidas en la cola lejana de la distribución de ganancias y pérdidas, además, su falta de convexidad hace que el VaR sea imposible de usar en problemas de optimización.

Nossman y Wohlfart (2015) construyeron portafolios con el índice S&P 500 y un índice T-bond, para lo cual midieron el riesgo mediante el VAR y el Valor en Riesgo Condicional (CVaR). Sus resultados muestran que las ponderaciones en el índice S&P 500 siempre fueron menores para las carteras construidas minimizando el CVaR. La razón de esto es que la distribución de los rendimientos del índice S&P 500 muestra una asimetría negativa y tiene colas más gordas que los rendimientos del índice T-bond. Este hecho no se tiene en cuenta a la hora de elegir las ponderaciones según el criterio de varianza, lo que lleva a una subestimación del riesgo asociado al índice S&P 500. La subestimación del riesgo lleva a una sobreestimación de las ponderaciones óptimas en el índice S&P 500. Consideran que CVaR tienen más ventajas considerando que CVaR es una función convexa de las ponderaciones del portafolio y, por lo tanto, es más fácil de optimizar, especialmente cuando se consideran muchos instrumentos. Otra razón para elegir el enfoque CVaR es que da un valor concreto del riesgo, es decir, el valor esperado de la pérdida dado un extremo de caída de los precios.

Abdul, Azdi, Hafidzah, Syufina y Chun (2019) al evaluar el comportamiento de los riesgos de los portafolios mediante la varianza media y CVaR media cuando los rendimientos esperados varían de un bajo a un más alto rendimiento. De acuerdo con sus resultados concluyen que la cartera de la media-varianza sólo minimiza la desviación estándar con un bajo rendimiento objetivo. Mientras que los portafolios de valor medio de la CVAA son favorables a la hora de minimizar los riesgos con una alta rentabilidad objetivo. Salahi, Mehrdoust y Piri (2013) evidenciaron que el modelo CVaR robusto logra obtener portafolios de inversión mejor diversificados. Pelegrin, Alem y de Carvalho (2017) investigaron la eficiencia de los modelos tradicionales de optimización de portafolios de inversión cuando los rendimientos de los activos financieros son muy volátiles, por ejemplo, en periodos de crisis financiera y lo compararon con el modelo Beta-CVaR. Usaron datos del mercado de valores de Brasil entre 2004-2013. En sus resultados evidenciaron que el modelo Beta-CVaR utilizado como una medida de riesgo produce portafolios más eficiente que los modelos tradicionales.

Banihashemi y Navidi (2017) compararon el valor en riesgo (VaR) y el valor condicional en riesgo (CVaR) en los mercados de Irán, evidenciaron que el CVaR es más preciso que el VaR en los niveles de confianza más altos que los niveles más bajos, lo cual permite encontrar la mejor optimización de los portafolios. Guo, Chan, Wong y Zhu (2018) mostraron que los límites del VM, el VaR y el CVaR dependen del vector de covarianza entre los rendimientos de los activos de riesgo y los del activo de fondo y también de la varianza del rendimiento del activo de fondo. También mostraron que, si existe la cartera mínima de VaR, entonces es tanto la media-varianza como la media-CVaR eficiente, y si existe la cartera mínima-CVaR, entonces es la media-varianza eficiente.

3. Aspectos metodológicos

La teoría del portafolio planteada por Markowitz (1952) asume que el inversionista es averso al riesgo, prefiere menos que más riesgo, al mismo tiempo que es un agente no saciado, es decir, prefiere un mayor rendimiento que uno menor. Como consecuencia de su actitud hacia el riesgo, cuando el inversionista toma una decisión de inversión en activos riesgoso, busca una combinación óptima de activos que le permita enfrentar el mínimo riesgo posible dado un portafolio factible. Puesto que Markowitz (1952) propone la varianza (desviación estándar) como la medida de riesgo, Merton (1972) propone resolver el problema de selección de ese portafolio mediante el problema de optimización conocido como análisis de media-varianza,

$$\begin{aligned} & \min \omega^T \Omega \omega & (1) \\ \text{s. a.} \quad & \omega^T r = \mathbb{E}(R_p) \\ & \omega^T \iota = 1 \\ & \omega_i \geq 0, \forall i \in \omega \end{aligned}$$

$\omega^T \Omega \omega$, función a minimizar, es la varianza del portafolio dada por el vector ω que contiene a las variables de decisión, es decir, cuánto invertir en cada uno de los activos que forman parte del portafolio, Ω es la matriz de varianzas-covarianzas de los rendimientos de esos activos. R_p^* es el rendimiento esperado que se fija como meta para el portafolio, r es el vector de rendimientos esperados de los activos, en tanto que ι es un vector unitario de dimensión acorde.



Una limitación importante de la varianza como medida del riesgo es que no toma en cuenta de manera adecuada el riesgo que se encuentra con las colas de las distribuciones de probabilidad de los rendimientos, en particular el riesgo de las posibles pérdidas ubicadas en la región de la cola inferior de dichas distribuciones, es decir, el riesgo cuando el activo va a la baja conocido ampliamente en la terminología financiera como *downside risk*. Aunque se podrían rastrear algunos antecedentes a la década de los años 1980, es a mediados de la siguiente década, debido al impulso proporcionado por J.P. Morgan, que el Valor en Riesgo (VaR) se popularizó en el mundo de las finanzas como una medida del riesgo de pérdidas de los activos financieros. De manera informal el VaR se considera “la máxima pérdida que se puede tener dentro de un horizonte de tiempo dado a un nivel de confianza determinado”, formalmente es el percentil $0 < \alpha < 1$ de la distribución de probabilidad de pérdidas. Además de su uso en la administración de riesgos, se ha intentado emplear el VaR como la función objetivo a minimizar, sin embargo, un problema que se enfrenta para encontrar los portafolios óptimos es que, además de ignorar las pérdidas que exceden el VaR, su no convexidad hace que existan varios mínimos locales, lo que dificulta encontrar los portafolios óptimos.

Para superar la problemática generada por el VaR en la selección de portafolios, Rockafellar y Uryasev (2000) propusieron el Conditional Value at Risk (CVaR) como función objetivo en la optimización de portafolios. El CVaR es el valor esperado de las pérdidas que exceden el nivel señalado por el VaR (toma en cuenta las pérdidas que el VaR ignora), y se pueden encontrar los portafolios óptimos toda vez que se trata de una función convexa. Bajo esa perspectiva, el problema del portafolio óptimo puede verse entonces como

$$\begin{aligned} \min \text{CVaR}_\alpha(\omega^T r) & \quad (2) \\ \text{s. a. } \omega^T r &= \mathbb{E}(R_p) \\ \omega^T \mathbf{1} &= 1 \\ \omega_i &\geq 0, \quad \forall i \in \omega. \end{aligned}$$

Sharpe (1966, 1994) presenta una medida de desempeño de fondos mutuos que denominó razón de recompensa a la variabilidad, volviéndose famosa posteriormente como una medida del desempeño (observado o esperado) de las inversiones bajo otros nombres, entre los más utilizados el de Índice (o

Razón) de Sharpe que en su versión *ex-ante* para el análisis que se presenta más adelante se puede escribir como

$$\text{Índice de Sharpe} = \frac{\mathbb{E}(R_p - r_f)}{\sigma_p}, \quad (3)$$

\mathbb{E} es el operador de esperanza (valor esperado), R_p es el rendimiento del portafolio, r_f es la tasa libre de riesgo y σ_p es la desviación estándar (volatilidad) del portafolio.

Dado el creciente uso del VaR en la selección de portafolios, Alexander y Baptista (2003) desarrollaron una medida del desempeño de las inversiones basada en VaR, a la cual denominan Recompensa (Premio) al VaR y que mide el tasa promedio de rendimiento adicional que se ganaría al si se aceptase un punto más de VaR al desplazar una parte de los recursos invertidos en el activo libre de riesgo a la inversión en el portafolio de activos riesgosos que se ha seleccionado. En esencia es semejante al Índice de Sharpe y para el nivel de confianza, α , seleccionado se puede escribir como

$$\text{Premio al VaR}_\alpha = \frac{\bar{r}_p - \bar{r}_f}{VaR_\alpha - \bar{r}_f}, \quad (4)$$

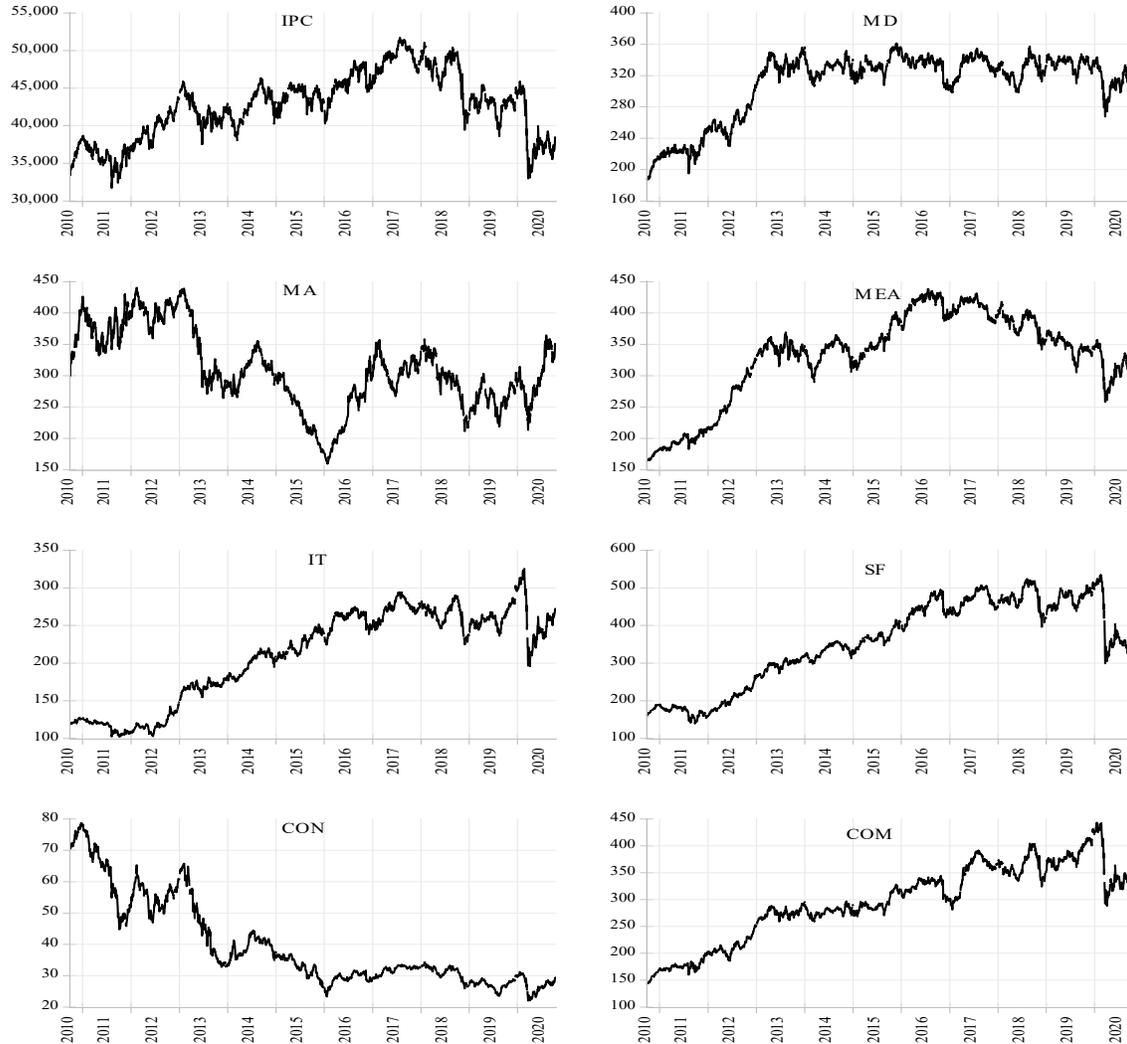
\bar{r}_p es el rendimiento promedio del portafololio, \bar{r}_f el promedio de la tasa libre de riesgo y VaR_α es el VaR del portafolio al nivel de confianza seleccionado. Alexander y Baptista (2003) demuestran que la medida que proponen también es útil cuando se emplea el CVaR, razón por la cual en el análisis de los portafolios que se muestra en la sección siguiente se emplearán ambos premios.

4. Análisis de los nuevos índices sectoriales

En este artículo se analizan los siete nuevos índices construidos y publicados por S&Poor's para la Bolsa Mexicana de Valores, y que a partir del tercer trimestre de 2020 han sustituido a los anteriormente utilizados como indicativos del comportamiento de los diferentes sectores de actividad económica. Los nuevos índices son el del sector de casas comerciales y distribuidores que agrupa 15 emisoras, el de industria manufacturera, electricidad, gas y agua formado por 21 emisoras, el de Construcción con 13 emisoras, el de infraestructura y transporte con 11, minería y agricultura integrado por 16, infraestructura y transporte con 11, servicios financieros con 10 y el de comercio y prestación de servicios con 16, véase

Anexo 1. El periodo de análisis de observaciones diarias de esos indicadores bursátiles comprende del 30 de septiembre de 2010 al 16 de octubre de 2020.

Gráfica 1. IPC e índices sectoriales en niveles



Fuente: elaboración propia

En la gráfica 1 se observa que a partir de 2011 el Índice de Precios y Cotizaciones (IPC) el cual mide el comportamiento del mercado accionario en México, mantiene una tendencia alcista hasta el 2017, después se observa una tendencia de caída, aunque después se mantiene una tendencia alcista hasta principios de 2020, y posteriormente tiene una caída abrupta y aunque se recupera queda en los niveles de 2012. El sector de Minoristas y Agricultura (MD) en octubre de 2010 tiene su nivel mínimo, entre el 2010 y 2013 muestra una tendencia alcista, entre 2013 y 2019 un comportamiento lateral, a principios del 2020 registra una caída moderada, posteriormente se recupera para ubicarse en niveles similares a



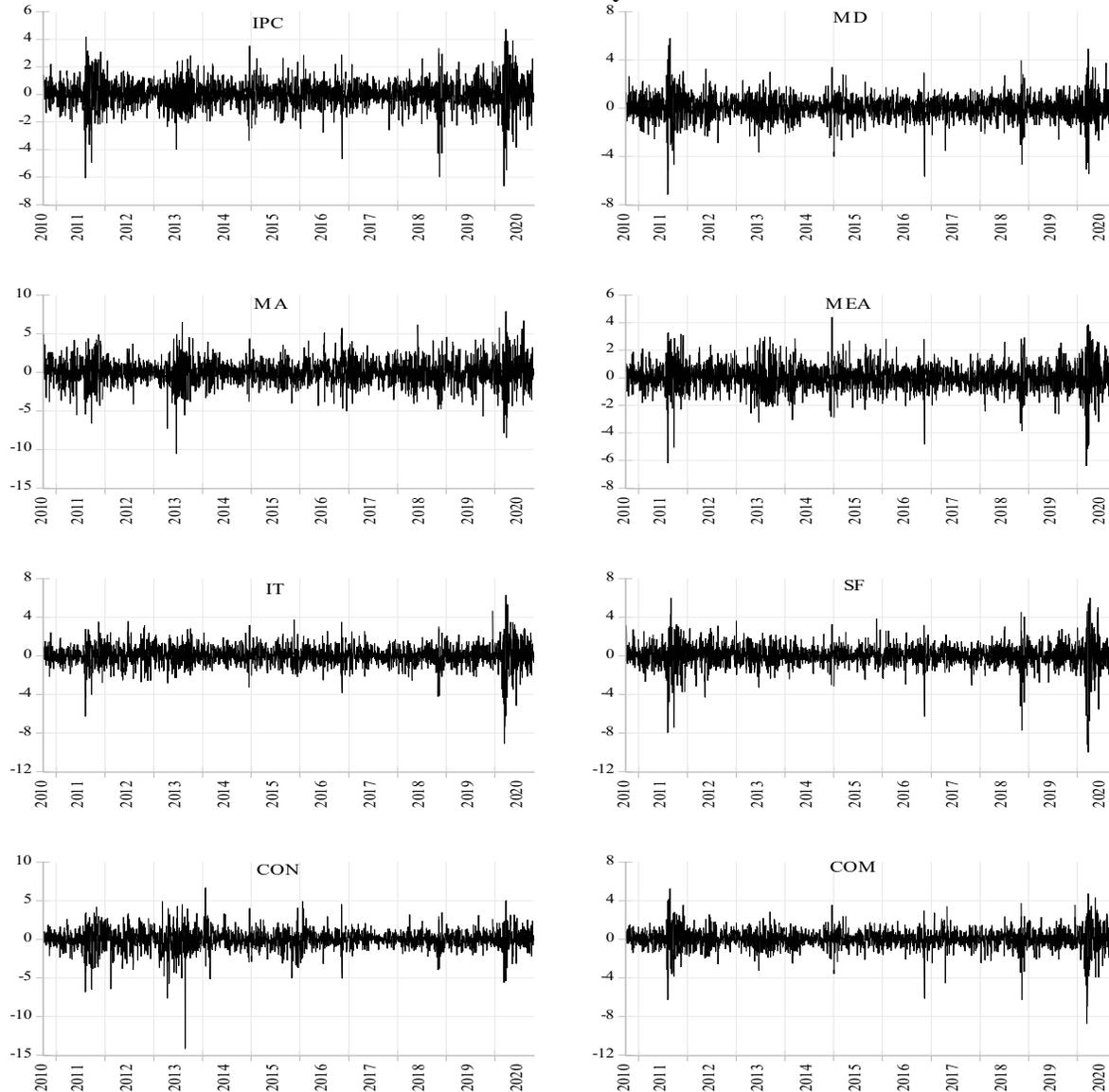
2018. Para el sector de Minería y Agricultura (MA) se observa una tendencia ligeramente ascendente de 2010 a 2012, después una caída que fluctúa hasta llegar el nivel mínimo general, en 2014 vuelve a subir hasta alcanzar los niveles mínimos de 2011, durante 2017-2019 un comportamiento lateral, en el 2020 desciende, posteriormente vuelve a recuperarse hasta alcanzar los niveles máximos de 2014. En el sector Manufactura, Electricidad y Agua (MEA) parte del mínimo general con una tendencia creciente hasta alcanzar su máximo general en 2013, entre 2014 y en 2016 tiene una caída creciente, y a partir de ahí desciende para estacionarse en 2019 en los niveles máximos de 2014, en 2020 cae y después se recupera a niveles 2019.

El sector Infraestructura y Transporte (IT) después de una tendencia al alza durante 2011 y 2017 tiene un comportamiento lateral entre 2017 y 2019, alcanza su nivel máximo global a principios de 2020 y después una caída libre, aunque posteriormente se recupera. El sector de Servicios Financieros (SF) tiene una tendencia creciente hasta 2016, en 2018 cae y al final empieza a crecer, un comportamiento lateral entre 2016 y 2019, alcanza su nivel más alto histórico a principios de 2020, después cae en picada libre hasta niveles de 2014, posteriormente inicia su recuperación. El sector de la Construcción (CON) alcanzó su nivel máximo histórico durante 2010, cae en 2011, a principios de 2012 vuelve a subir logrando su máximo local en 2013 y cae abruptamente en 2014, tiene una leve recuperación y después cae nuevamente, fluctúa hasta 2018, se mantiene en los mismos niveles hasta 2019, al inicio de 2020 se desploma tocando el mínimo general e inicia su recuperación hasta llegar al mínimo de 2019. El sector Comercio (COM) con tendencia creciente 2010-2020, aunque tiene una caída en 2016, después en 2017 comienza una alza, y cae en picada al inicio de 2020 al nivel mínimo de 2017.

En la gráfica 2 se muestran los rendimientos del mercado medido por el IPC accionario y de los índices sectoriales. El IPC obtiene sus mínimos locales en 2011, 2016, 2018 y en 2020 el valor mínimo general, los valores máximos se alcanzaron en 2011 y a principios de 2020 y la mayor volatilidad durante 2011-2012 y 2020. En el sector de Minoristas y Distribuidores su mínimo se encuentra en 2011 y en ese año alcanza su valor máximo global, sus valores de 2020 son muy parecidos al 2011, la volatilidad más alta se localiza en 2011-2012 y en 2020. El sector de Minería y Agricultura tiene sus mínimos y máximos durante 2013 y 2020, pero es mayor su volatilidad durante el 2020. El sector Manufactura, Electricidad

y Agua tiene sus valores mínimos en 2011,2016 y 2020, sus máximos se ubican en 2014 y 2020 y la mayor volatilidad se presenta entre 2011-2014 y durante 2020.

Gráfica 2. Rendimientos del IPC y de los índices sectoriales



Fuente: elaboración propia

En el sector de Infraestructura y Transporte sus valores son casi iguales desde 2010 hasta 2019, en el 2020 alcanza sus valores mínimos y máximos globales y la mayor volatilidad. El sector de los Servicios Financieros presenta durante 2011 alta volatilidad y valores más altos y bajos que los siguientes 6 años, en los siguientes años disminuye la volatilidad y nuevamente durante 2020 se alcanzan los máximos y

mínimos globales con una alta volatilidad. En el sector Construcción la mayor volatilidad se encuentra durante 2011-2013 así como los valores máximos y mínimos globales, después se reduce la volatilidad hasta 2019 y aunque aumenta en 2020 sus niveles son similares a los de 2014. En el caso del sector Comercio tiene un comportamiento casi muy homogéneo a lo largo del periodo, sólo se observa periodos de poca volatilidad durante 2011 y 2020.

Tabla 1. Características distribucionales y prueba de normalidad de los rendimientos

	<i>MD</i>	<i>MA</i>	<i>MEA</i>	<i>IT</i>	<i>SF</i>	<i>CON</i>	<i>COM</i>	<i>IPC</i>
# de activos	15	6	21	10	10	13	16	35
Mínimo	-7.1469	-10.5488	-6.3883	-9.0846	-10.0077	-14.1443	-8.7333	-6.6381
Cuartil 1	-0.4987	-0.8714	-0.4703	-0.4963	-0.5222	-0.6374	-0.4554	-0.5016
Mediana	0.0377	0.0066	0.0321	0.0399	0.0430	0.0000	0.0428	0.0089
Media	0.0209	0.0060	0.2744	0.0325	0.0313	-0.0346	0.0348	0.0051
Cuartil 3	0.5712	0.8837	0.5602	0.5967	0.6560	0.6254	0.5459	0.5386
Máximo	5.8430	7.8931	4.3911	6.2891	6.0058	0.6682	5.2457	4.7439
W de S-W	0.9548	0.9770	0.9636	0.9415	0.9018	0.9312	0.9200	0.9522
σ	0.9688	1.6065	0.9542	1.0479	1.1816	1.2565	0.9900	0.9744
VaR 95%	1.5724	2.6360	1.5418	1.6908	1.9118	2.1010	1.5933	1.5973
VaR 99%	2.2325	3.7306	2.1919	2.4048	2.7169	2.9571	2.2678	2.2612
CVaR 95%	1.9771	3.3071	1.9404	2.1286	2.4054	2.6259	2.0069	2.0044
CVaR 99%	2.5607	4.2749	2.5152	2.7599	3.1172	3.3828	2.6032	2.5914

MD = Minoristas y distribuidores, MA = Minería y agricultura, MEA = Manufactura, electricidad y agua, IT= Infraestructura y transporte, SF = Servicios financieros, CON = Construcción, COM = Comercio, IPC = Índice de Precios y Cotizaciones

W de S-W = Estadístico de la prueba de normalidad de Shaphiro y Wilk que en todas las series de los rendimientos sectoriales y del mercado general rechaza la hipótesis de normalidad al 1% de significancia

Todas las cifras, excepto las del número (#) de activos y el estadístico W, son porcentajes.

Fuente: *elaboración propia*

En la tabla 1 se puede ver el número de activos de cada índice accionario analizado, y que es en el sector de la construcción donde ocurrió la mayor caída (ligeramente superior al -14.14%) en sus rendimientos, también se puede ver que todos los sectores tuvieron mayores caídas que la observada en el rendimiento del IPC (\approx -6.64%). En contraste, casi todos los sectores alcanzaron rendimientos máximos más altos que el IPC, sólo el de la construcción obtuvo un valor muy pequeño, ni siquiera alcanza el 1%. Como puede verse también en la tabla 1, en todos los sectores y el índice del mercado la prueba de Shapiro-Wilks (W-SW) rechaza, incluso al 1%, que los rendimientos sigan una distribución normal. En lo que se refiere a la volatilidad medida por la desviación estándar, σ , sólo dos sectores reportaron menor volatilidad que el índice del mercado. En cuanto al riesgo medido por el Valor en Riesgo (VaR) tanto al

95% como al 99%, los sectores MD, MEA y COM tienen menor riesgo que el riesgo de mercado (IPC), y todos los demás sectores presentan un riesgo mucho mayor, el sector de Minería y Agricultura tiene el riesgo más alto con una VaR95% de 2.6360. En el caso del Conditional Value at Risk (CVaR) ocurre lo mismo que con el VaR, los sectores con menor riesgo son MD, MEA y COM en comparación con el riesgo del IPC, los valores del CVaR son más altos que el VaR, y el sector de Minería y Agricultura muestran el riesgo más alto en comparación con los demás sectores y el IPC con un CVaR99% de 4.2749.

Tabla 2. Matriz de correlaciones-varianzas-covarianzas de los rendimientos sectoriales y del IPC

	MD	MA	MEA	IT	SF	CON	COM	IPC
MD	0.9386	0.4803	0.7672	0.6109	0.6132	0.5789	0.8299	0.7866
MA	0.7476	2.5809	0.5273	0.4688	0.4645	0.5324	0.4637	0.6267
MEA	0.7092	0.8083	0.9105	0.6593	0.6691	0.6229	0.7032	0.8613
IT	0.6203	0.7893	0.6592	1.0982	0.6644	0.6655	0.7640	0.7718
SF	0.7019	0.8818	0.7544	0.8227	1.3961	0.5633	0.6650	0.7599
CON	0.7047	1.0748	0.7468	0.8762	0.8362	1.5788	0.5721	0.6874
COM	0.7960	0.7375	0.6643	0.7925	0.7778	0.7117	0.9800	0.8000
IPC	0.7426	0.9810	0.8008	0.7880	0.8748	0.8448	0.7721	0.9494

MD = Minoristas y distribuidores, MA = Minería y agricultura, MEA = Manufactura, electricidad y agua, IT= Infraestructura y transporte, SF = Servicios financieros, CON = Construcción, COM = Comercio, IPC = Índice de Precios y Cotizaciones

En la matriz triangular superior se muestran las correlaciones, en la inferior las covarianzas y en la diagonal principal las varianzas (sombreado)

Fuente: elaboración propia

En la tabla 2 se observan las correlaciones (matriz triangular superior), covarianzas (matriz triangular inferior) y varianzas (diagonal principal sombreada en gris). Los sectores MD-COM están muy correlacionados, dado que su índice de correlación es mayor a 0.80. Un poco menos correlacionados, se encuentran MEA-MD, IT-MD, SF-MD, SF-MEA, SF-IT, CON-MEA, CON-IT, COM-MEA, COM-IT y COM-SF, debido a que su correlación se encuentra entre 0.60 y 0.80. Los sectores menos correlacionados son MA-MD, MEA-MA, IT-MA, SF-MA, CON-MD, CON-MA, CON-SF, COM-MA, COM-CON porque su coeficiente de correlación es menor a 0.60. El portafolio del mercado (IPC) está muy correlacionado con COM y MEA, porque la correlación con esos sectores es cuando menos de 0.80; un poco menos relacionados con él se tiene a MA, IT, SF y CON, debido a que debido a que su correlación se encuentra en niveles menores al anterior, sin embargo, en todos esos casos la magnitud del coeficiente de correlación supera el 0.60. Es conveniente destacar que, de acuerdo con el planteamiento teórico en que se basa el principio del beneficio de la diversificación, los rendimientos

sectoriales menos correlacionados son candidatos idóneos para obtener portafolios mejor diversificados. En la tabla 2 también se puede ver los sectores que tienen mayor varianza, en este caso Minería y Agricultura con 2.5809, Construcción con 1.5788 y Servicios Financieros con 1.961, lo cual corrobora que son los mismos sectores con mayores índices de riesgo medidos por la desviación estándar, véase tabla 1.

En la tabla 3 se muestran las soluciones de los ocho portafolios estimados, dos (1 y 2) mediante el criterio de optimización media-varianza, es decir, siguiendo el modelo de Markowitz, y seis (3 al 8) mediante el criterio de optimización media-CVaR. Además del rendimiento esperado de cada portafolio, se incluyen en la misma tabla tres medidas de riesgo: volatilidad (desviación estándar), VaR y CVaR. Los portafolios con mayor rendimiento esperado son los portafolios 1, 5 y 6; les siguen en orden decreciente los portafolio 3, 4, 2, 7 y 8.

Tabla 3. Portafolios estimados

	1	2	3	4	5	6	7	8
MD	29.98	38.27	36.44	30.89	28.10	13.85	43.41	18.51
MA	0.00	0.00	0.05	12.98	0.00	1.61	0.39	10.26
MEA	35.49	22.65	41.55	56.12	43.36	66.54	24.84	40.65
IT	23.28	6.50	21.96	0.00	23.64	15.32	0.00	0.00
SF	1.30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
CON	0.40	32.58	0.00	0.00	0.00	0.00	31.37	30.58
COM	9.55	0.00	0.00	0.00	4.90	2.68	0.00	0.00
Total	100	100	100	100	100	100	100	100
$E(R_p)$	0.0272	0.0051	0.0262	0.0226	0.0272	0.0272	0.0051	0.0051
σ	0.94	0.96	0.94	0.96	0.94	0.95	0.96	0.97
VaR	1.31	1.45	1.32	2.34	1.32	2.36	1.45	2.52
CVaR	2.05	2.23	2.03	3.54	2.04	3.58	2.22	3.76

Portafolios: 1= Mínima Varianza Global, 2 = Mínima Varianza con $E(R_p)$ igual al rendimiento del IPC de 0.0051%, 3: CVaR mínimo al 95% de confianza, 4: CVaR mínimo al 99% de confianza, 5: CVaR mínimo al 95% de confianza y rendimiento meta igual al rendimiento del portafolio 1 (mínima varianza global), 6: CVaR mínimo al 99% de confianza y rendimiento meta igual al rendimiento del portafolio 1 (mínima varianza global); 7: CVaR mínimo al 95% de confianza con rendimiento meta igual al rendimiento del IPC, 8: CVaR mínimo al 99% de confianza con rendimiento meta igual al rendimiento del IPC.

MD = Minoristas y distribuidores, MA = Minería y agricultura, MEA = Manufactura, electricidad y agua, IT= Infraestructura y transporte, SF = Servicios financieros, CON = Construcción, COM = Comercio.
Todas las cifras son porcentajes

Fuente: *elaboración propia*



El portafolio 1, identificado como el portafolio de mínima varianza global, tiene un rendimiento esperado mayor al rendimiento esperado del IPC, representante del portafolio del mercado, sin embargo, contrario a lo que cabría esperar, el riesgo de dicho portafolio es notablemente menor que el riesgo del IPC. El portafolio 2, óptimo en el sentido de Markowitz y restringido a contar con un rendimiento esperado igual que el del portafolio del mercado (0.0051%), ofrece menor riesgo que el portafolio del mercado. Los portafolios 3 y 4, seleccionados para minimizar el CVaR respectivamente al 95% como al 99% de confianza, tienen un rendimiento esperado superior al del portafolio de mercado al mismo tiempo que un riesgo menor en las tres medidas de riesgo empleados. Destaca que el rendimiento del portafolio 3 es ligeramente superior al del 4, pero cuenta con menor riesgo. Los portafolios 5 y 6 minimizan el CVaR, el primero al 95% y el otro al 99% de confianza, ambos con un rendimiento meta igual al del portafolio de mínima varianza global; presentando menor exposición al riesgo el primero de ellos. Por su parte, los portafolios 7 y 8 están restringido a un rendimiento esperado meta igual que el del IPC y con minimización del CVaR al 95% y 99% de confianza, respectivamente. El primero de ellos es más riesgoso.

En la tabla 4 se presentan tres medidas de desempeño tanto de los índices sectoriales como de los portafolios estudiados; la primera medida es el Índice de Sharpe, la segunda y tercera son, respectivamente la recompensa (premio) al VaR y la recompensa (premio) al CVaR, en estos dos casos tanto al 95% como al 99% de confianza; se usa como tasa libre de riesgo (TLR) el promedio del CETE a 28 días durante todo el periodo de análisis, con un valor de 0.0138%. El índice del sector de Manufactura, Electricidad y Agua (MEA) es el que tiene mayor valor en el índice de Sharpe, al igual que en el premio del VaR y CVaR en los diferentes niveles de confianza. En orden decreciente en todas las medidas se encuentran los índices sectoriales de MD, IT, SF, COM, MA y CON; cabe destacar que los dos últimos son negativos porque su rendimiento esperado no alcanza el nivel promedio de la tasa libre de riesgo. En el grupo de los sectores que tienen un valor positivo del índice de Sharpe MEA es 30.68 veces del índice del IPC, y CON que tiene el valor mayor negativos 4.32 veces el del IPC. En el premio de VaR con los diferentes niveles de confianza MEA equivale a 31.07 veces el premio VaR del portafolio del mercado. En el premio del CVaR 95% y el CVaR 99% MEA alcanza niveles de 31.0 y 31.21 veces los valores de este indicador del portafolio del mercado. Los indicadores de este sector se

explican por el alto rendimiento promedio que se encuentra por arriba de los demás sectores y el mercado.

También se puede ver en la tabla 4 que los portafolios 1, 3, 4, 5 y 6 tienen un premio por encima de la tasa libre de riesgo; medido por el índice de Sharpe, los premios para los portafolios 1 y 5 son los más altos con un valor de 0.0140 ambos, que equivale a 15.73 veces el premio del portafolio del IPC. En el premio al VaR, nuevamente los portafolios 1, 3, 4, 5 y 6 reportan coeficientes positivos, en este caso, el portafolio 1 tiene el premio más alto 0.0101, que representa 2.65 veces el premio VaR del portafolio del mercado. En el premio al CVaR nuevamente los portafolios 1 y 5 tienen los valores más altos sobre los demás portafolios, y equivale 1.96 veces el premio del CVaR del IPC. Los portafolios 1, 3, 5 y 6 logran obtener un rendimiento en unidades de su riesgo particular como lo cuantifica el índice de Sharpe. Por el contrario, los rendimientos de los portafolios 2, 7 y 8 no compensan su riesgo.

Tabla 4. Medidas de desempeño riesgo-rendimiento

<i>Índices bursátiles</i>								
<i>Indicador desempeño</i>	<i>MD</i>	<i>MA</i>	<i>MEA</i>	<i>IT</i>	<i>SF</i>	<i>CON</i>	<i>COM</i>	<i>IPC</i>
Índice de Sharpe	0.0073	-0.0049	0.2731	0.0178	0.0148	-0.0385	0.0212	-0.0089
Premio al VaR (95%)	0.0032	-0.0021	0.1181	0.0077	0.0064	-0.0163	0.0092	-0.0038
Premio al VaR (99%)	0.0032	-0.0021	0.1181	0.0077	0.0064	-0.0163	0.0092	-0.0038
Premio al CVaR (95%)	0.0036	-0.0024	0.1333	0.0087	0.0072	-0.0183	0.0104	-0.0043
Premio CVaR (99%)	0.0028	-0.0018	0.1030	0.0067	0.0056	-0.0143	0.0080	-0.0033
<i>Portafolios</i>								
<i>Indicador desempeño</i>	<i>1</i>	<i>2</i>	<i>3</i>	<i>4</i>	<i>5</i>	<i>6</i>	<i>7</i>	<i>8</i>
Índice de Sharpe	0.0140	-0.0090	0.0130	0.0090	0.0140	0.0139	-0.0090	-0.0089
Premio al VaR*	0.0101	-0.0060	0.0093	0.0037	0.0100	0.0056	-0.0060	-0.0034
Premio al CVaR*	0.0065	-0.0039	0.0061	0.0025	0.0065	0.0037	-0.0039	-0.0023

Para representar a la tasa libre de riesgo se utilizó el promedio del CETE a 28 días, 0.0138%
*Para el cálculo se usaron los VaR y CVaR reportados en la tabla 3

Fuente: *elaboración propia*

5. Conclusiones

Se estudió el comportamiento de los portafolios de inversión conformados con los siete nuevos índices contruidos y publicados por S&Poor's para la Bolsa Mexicana de Valores vigentes a partir del tercer trimestre de 2020. Se utilizó el análisis de media y varianza propuesto por Markowitz para la



construcción de dos portafolios óptimos en el sentido de la relación riesgo-rendimiento y el criterio de optimización media-CVaR para otros seis portafolios. Finalmente se midió el desempeño esperado de esos portafolios mediante el Índice de Sharpe, el Premio al VaR y el Premio al CVaR.

La hipótesis planteada en este trabajo fue que, de acuerdo con el principio del beneficio de la diversificación sustentado por la Teoría Moderna del Portafolio, los índices sectoriales al estar menos diversificados que el índice del mercado, IPC, tienen una peor relación riesgo-rendimiento que éste, en tanto que los portafolios formados con los índices sectoriales, en tanto que más diversificados, tienen una mejor relación riesgo-rendimiento que el índice del mercado cuando esos portafolios tienen más activos que los de ese índice.

Los resultados mostrados no parecen ajustarse plenamente a la primera parte de la hipótesis planteada debido a que no todos los índices sectoriales tuvieron menor riesgo que el índice del mercado durante el periodo de análisis, sin embargo, con excepción del sector construcción, todos tuvieron mayor rendimiento promedio. Al considerar los diferentes premios por el riesgo como medidas *ex-ante* del desempeño, sólo el índice del sector de la construcción mostró un potencial desempeño superado por el el índice del mercado, todos los demás índices sectoriales superaron a este índice. Cabe destacar que ninguno de los índices de los diferentes sectores de actividad económica está formado con menos activos que el IPC, es decir, esos resultados se observaron a pesar de que el índice del mercado está más diversificado que sus homólogos sectoriales. En relación con los portafolios analizados, aunque la selección no es exhaustiva, se observó que existen posibilidades de portafolios con menos riesgo al mismo tiempo que con mayor rendimiento esperado que el portafolio del mercado. Pero prácticamente casi todos los portafolios tuvieron mejor recompensa por el riesgo asumido que el índice del mercado, exceptuando únicamente al portafolio de mínima varianza restringido al rendimiento esperado del IPC y el portafolio seleccionado para minimizar el CVaR al 95% con la misma restricción del rendimiento esperado. Una posible explicación del porqué los portafolios superan el desempeño esperado del IPC pudiera ser porque están más diversificados que el índice del mercado.

Una implicación de los resultados es que se puede encontrar posibles inversiones que superen el desempeño promedio del mercado, supuestamente medido por el IPC, pero con un menor nivel de



riesgo. Esto podría estarse presentando como un posible problema de eficiencia en sentido informativo y/o porque el IPC, hipotético representante del portafolio del mercado, no es eficiente en el sentido de Markowitz. Naturalmente, se requiere más investigación para entender mejor lo que se puede esperar de la inversión sectorial en lo particular y, de las oportunidades de inversión en el mercado bursátil mexicano.

Referencias

- Abdul, H., Azdi, R., Hafidzah, N., Syufina, E. y Chun, E. (2019), "Portfolio optimization of risk assets using mean-variance and mean CVAR". *Journal of Academia*, 7 (1), 25-32.
- Ahmed, W. (2016). "The dynamic linkages among sector Indices: The case of the Egyptian Stock Market". *International Journal of Economics and Finance*, 8 (4), 23-38.
- Banihashemi, S. y Navidi, S. (2017) "Portfolio performance evaluation in Mean-CVaR framework: A comparison with non-parametric methods value at risk in Mean-VaR analysis". *Operations Research Perspectives*, 4, 21-28.
- Cao, D., Long, W. y Yang, W. (2013). "Sector indices correlation analysis in China's stock market". *Procedia Computer Science*, 17, 1241-1249.
- Chambi, P. (2019). "El VaR para la gestión del riesgo del portafolio de inversiones". *Quipukamayoc*, 27 (54), 9-17.
- Dharmalingam, N. y Balanga, K. (2016). "Portfolio construction using the Sharpe index model with reference to sugar and metal sector on India". *International Journal of Development Research*, Vo. 06, Issue, 09, pp. 9481-9486.
- Gordon, A. y Baptista A. (2003). "Portfolio performance evaluation using value at risk". *The Journal of Portfolio Management*, Summer, 93-102.
- Grajales, C. y Pérez, F. (2010). "Valor en riesgo para un portafolio con opciones financieras". *Revista Ingenierías de Medellín*, Vol. 9, No. 17, pp. 105-118.
- Guo, X., Chan, R., Wong, W. y Zhu, L. (2018) "Mean-Variance, Mean-VaR, and Mean-CVaR Models for Portfolio Selection with Background Risk"
- Gupta, R. y Basu, P. (2009). "Sector analysis and Portfolio optimisation: the Indian experience". *International Business & Economics Research Journal*, Volume 8, Number 1, 119-130.
- Hong, D., Ngoc, T., Thanh, T., Minh, L. y Cong, T. (2019). "Risk, return and portfolio optimization for various industries in the ASEAN region". *Borsa Istanbul Review*, 19-2, 132-138.



- Jensen, M. (1969). "Risk, The Pricing of Capital Assets, and The Evaluation of Investment Portfolios". *The Journal of Business*, Vol. 42, No.2, pp. 167-247.
- Jiménez, L., Restrepo, F. y Acevedo, N. (2015). "Diversificación internacional de portafolios con índices bursátiles: caso colombiano". *En-Contexto*, No. 3, 79-104.
- Johnson, M., Malcolm, B. y O'Connor (2006). "The role of Agribusiness Assets in investment Portfolios". *Australasian Agribusiness Review*, Vol. 14, Paper 11.
- López-Herrera, F., Macías, L. y Valdemar de la Torre, O. (2009). "Desempeño de ocho de las criptomonedas de mayor capitalización del mercado". *Estocástica, Finanzas y Riesgo*. Vol. 10, número 1. Pp. 103-126.
- Lorenzo, A. (2016). "Exceso de confianza como determinante de la volatilidad en mercados accionarios latinoamericanos". *Contaduría y Administración*, 61, 324-333.
- Markowitz, H. (1952). "Portfolio selection". *The Journal of Finance*, Vol. 7, No. 1, PP. 77-91.
- Medo, M., Ho, Ch., y Cheng, Y. (2018). "How to quantify the influence of correlations on investment diversification". *International Review of Financial Analysis*.
- Merton, R. (1972). "An analytic derivation of the efficient portfolio frontier". *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 7 (4), 1851-1872.
- Miskolczi, P. (2016). "Differences between mean-variance and mean-CVAR portfolio Optimization models". Conference: The International Conference "European Integration - New Challenges. <https://www.researchgate.net/publication/308898768>.
- Nagapetyan, A. y Rubinshtein, E. (2016). "Comparison of positive and negative risk indices as a tool for portfolio management". *Actual problems of economics*, 7 (181), 142-150.
- Nossman, M. y Wohlfart, (2015). "Comparing Mean-Variance and CVaR optimal portfolios, assuming bivariate skew-t distribute returns". <https://lup.lub.lu.se/student-papers/search/publication/1335470>.
- Parrák, R. y Seidler, J. (2010). "Mean-Variance & Mean-Var Portfolio Selection: A simulation based comparison in the Czech Crisis Environment". *IES Working Paper: 27/2010*.
- Pelegrin, L., Alem, D. y de Carvalho, F. (2017). "Portfolio optimization using Mean Absolute Deviation (MAD) and Conditional Value-at-Risk (CVaR)" DOI: 10.1590/0103-6513.208816.
- Ramanathan, K. y Jahnavi, K. (2014). "Construction of optimal equity portfolio using the Sharpe index model with reference to banking and information Technology sectors in India from 2009-2013". *International Journal of Business and Administration Research Review*, Vol. 2, Issue, 3, 122-131.



- Reyes, F. y Ortiz, E. (2013). “Modelos Var-GARCH y portafolios de inversión trinacionales en los mercados accionarios del TLCAN”. *Revista Mexicana de Economía y Finanzas*, Vol. 8, No. 2, pp. 129-155.
- Rockafellar, R.T. & Uryasev, S. (2000). “Optimization of Conditional Value-at-Risk”. *The Journal of Risk*. 2 (3), 21-41
- Rodríguez, M., Cortez, K., Méndez, A., y Garza, H. (2014). “Análisis de portafolios por sectores mediante el uso de algoritmos genéticos: caso aplicado a la Bolsa Mexicana de Valores”. *Contaduría y Administración*, 60 (1), 87-112.
- Salahi, M., Mehrdoust, F., y Piri, F. (2013). “CVaR Robust Mean-CVaR Portfolio Optimization. *Applied Mathematics*”. <http://dx.doi.org/10.1155/2013/570950>.
- Sathyapriya, M. (2016). “Optimum Portfolio Construction Using Sharpe Index Model with Reference to Infrastructure sector and Pharmaceutical Sector”. *International Journal of Scientific and Research Publications*, Volume 6, Issue 8, 490-496.
- Sharpe, William F. (1966) . Mutual Fund Performance. *Journal of Business*, Vol. 39, Número 1, 119-138.
- Sharpe, William F. (1994). The Sharpe Ratio. *The Journal of Portfolio Management*. Vol. 21, Número 1, 49–58.
- Useche, A. (2015). “Construcción de portafolios de inversión desde las finanzas del comportamiento: una revisión crítica”. *Cuadernos de Administración*, vol. 28, núm. 51, pp. 11-43.
- Van den Goorbergh, R. y Vlaar, P. (1999). “Value-at-risk analysis of stock returns. historical simulation, variance techniques or tail index estimation?”. *De Nederland’s Bank-Staff Report*, 40.



Anexo 1. Empresas incluidas en los sectores económicos de la Bolsa Mexicana de Valores

Casas comerciales y distribuidores		Industria manufacturera, electricidad, gas y agua	
1	Alfa SA A	46	Alfa SA A
2	El Puerto de Liverpool SAB de CV	47	Alpek S.A.B. de C.V.
3	Fomento Económico Mexicano S.A.B. de C.V.	48	Arca Continental, SAB de CV
4	Genomma Lab Internacional SA de CV	49	Becele, S.A. De C.V.
5	Gruma SAB B	50	Cemex SA CPO
6	Grupo Bimbo S.A.B.	51	Coca-Cola Femsa SAB de CV UBL
7	Grupo Carso SAB de CV	52	Fomento Económico Mexicano S.A.B. de C.V.
8	Grupo Comercial Chedraui SA de CV	53	Gruma SAB B
9	Grupo Elektra S.A.B. de C.V.	54	Grupo Bimbo S.A.B.
10	Grupo Herdez SA	55	Grupo Carso SAB de CV
11	Grupo Industrial Saltillo S.A.B. de C.V.	56	Grupo Cementos de Chihuahua SAB de CV
12	Grupo Lala S.A.B. de C.V.	57	Grupo Herdez SA
13	La Comer S.A.B. de C.V. UBC	58	Grupo Industrial Saltillo S.A.B. de C.V.
14	Organización Soriana B	59	Grupo Lala S.A.B. de C.V.
15	Walmart de México SAB de CV	60	Grupo Rotoplas S.A.B. de C.V.
	Construcción	61	Grupo Simec B
16	ALEATICA, S.A.B. de C.V.	62	Industrias Bachoco SAB de CV
17	Cemex SA CPO	63	Industrias CH B
18	Consortio ARA SAB de CV	64	Infraestructura Energética Nova S.A.B. de C.V.
19	Corporación Inmobiliaria Vesta, S.A.B. DE C.V.	65	Kimberly Clark de México S.A.B. de C.V. A
20	GMexico Transportes S.A.B. de C.V.	66	Nemak S.A.B. de C.V.
21	Grupo Cementos de Chihuahua SAB de CV		Infraestructura y transporte
22	Grupo Gicsa S.A. de C.V.	67	ALEATICA, S.A.B. de C.V.
23	Grupo México SAB de CV B	68	América Móvil SAB de CV L
24	Grupo Simec B	69	Axtel SA de CV CPO
25	Industrias CH B	70	Controladora Vuela Compañía de Aviación S.A.B. de C.V.
26	Infraestructura Energética Nova S.A.B. de C.V.	71	GMéxico Transportes S.A.B. de C.V.
27	ORBIA ADVANCE CORPORATION SAB de CV	72	Grupo Aeroportuario del Centro Norte, S.A.B. de C.V.
28	Promotora y Operadora de Infraestructura SAB de CV	73	Grupo Aeroportuario del Pacifico, S.A.B. de C.V.
	Minería y Agricultura	74	Grupo Aeroportuario del Sureste SAB de CV B
29	Bio-Pappel S.A.B. de C.V.	75	Grupo Traxion SAB de CV
30	Compañía Minera Autlán B	76	Promotora y Operadora de Infraestructura SAB de CV
31	Grupo México SAB de CV B	77	Telesites S.A.B. de C.V.
32	Grupo Simec B		Comercio y prestación de servicios
33	Industrias CH B	78	Alsea SA
34	Industrias Penoles	79	América Móvil SAB de CV L
35	Minera Frisco SAB de CV	80	Axtel SA de CV CPO
	Servicios financieros	81	Controladora Vuela Compañía de Aviación S.A.B. de C.V.
36	Banco del Bajío, S.A.	82	El Puerto de Liverpool SAB de CV
37	Banco Santander México B	83	Grupo Aeroportuario del Centro Norte, S.A.B. de C.V.



Casas comerciales y distribuidores		Industria manufacturera, electricidad, gas y agua	
38	Bolsa Mexicana de Valores SA de CV	84	Grupo Aeroportuario del Pacifico, S.A.B. de C.V.
39	Crédito Real S.A.B. de C.V.	85	Grupo Aeroportuario del Sureste SAB de CV B
40	Gentera SAB de CV	86	Grupo Comercial Chedraui SA de CV
41	Grupo Financiero Banorte O	87	Grupo Elektra S.A.B. de C.V.
42	Grupo Financiero Inbursa O	88	Grupo Hotelero Santa Fe S.A.B de C.V.
43	Qualitas Controladora S.A.B de C.V.	89	Grupo Traxion SAB de CV
44	Regional, S.A. de C.V.	90	Hoteles City Express S.A. de C.V.
45	Unifin Financiera S.A.B. de C.V. SOFOM E.N.R.	91	La Comer S.A.B. de C.V. UBC
		92	Organización Soriana B
		93	Walmart de México SAB de CV

Fuente: Bolsa Mexicana de Valores