



UNIVERSIDAD
Finis Terrae

UNIVERSIDAD FINIS TERRAE
FACULTAD DE ECONOMÍA Y NEGOCIOS
ESCUELA DE INGENIERÍA COMERCIAL

MSTL DEL MERCADO BURSÁTIL CHILENO Y SU IMPACTO EN LA PREDICCIÓN DE VOLATILIDAD DE LAS ACCIONES NACIONALES

VICENTE ALFONSO GUZMÁN MUÑOZ
ESTEBAN JOSÉ ANTONIO TERÁN SÁNCHEZ

Tesis presentada a la escuela de ingeniería comercial de la universidad Finis Terrae, para optar al grado Licenciado en Ciencias Económicas y Administración de Empresas Especialización Magister en Finanzas.

Profesor guía: Nicolás Santiago Magner Pulgar

Santiago, Chile
2020



UNIVERSIDAD
Finis Terrae

UNIVERSIDAD FINIS TERRAE
FACULTAD DE ECONOMÍA Y NEGOCIOS
ESCUELA DE INGENIERÍA COMERCIAL

MSTL DEL MERCADO BURSÁTIL CHILENO Y SU IMPACTO EN LA PREDICCIÓN DE VOLATILIDAD DE LAS ACCIONES NACIONALES

VICENTE ALFONSO GUZMÁN MUÑOZ
ESTEBAN JOSÉ ANTONIO TERÁN SÁNCHEZ

Proyecto de Tesis presentado a la Facultad de Economía y Negocios de la Universidad Finis
Terrae, para optar al título de Ingeniería Comercial mención Finanzas.

Profesor(es) Guía:

Nicolás Santiago Magner Pulgar (GUIA) 7.0

Nicolás Hardy Hernández (GUIA/EVALUADOR) 5.0

Mauricio Valle (GUIA/EVALUADOR) 5.8

Santiago, Chile

2020

Índice

Resumen Ejecutivo,	4
1. Introducción,	5
2. Datos y Metodología,	11
2.1 Datos,	11
2.2 Retornos y varianza realizada,	11
2.3 Distancia del árbol de expansión mínima (MSTL),	12
2.4 Modelos predictivos de volatilidad para testear y entrenar dentro y fuera de muestra,	14
3. Resultados,	18
3.1 MSTL del S&P Ipsa,	18
3.2 Relevancia MSTL para volatilidad (dentro de muestra),	20
3.3 Períodos de relevancia MSTL dentro de muestra (para acciones con MSTL influyente al 10% de significancia),	25
3.4 Relevancia MSTL para rentabilidad (dentro de muestra),	31
3.5 Predicción de volatilidad realizada incorporando MSTL a modelos Benchmark fuera de muestra,	34
3.6 Análisis de volatilidad realizada dentro y fuera de muestra para S&P Ipsa,	38
3.7 Volatilidad histórica de acciones con MSTL influyente,	40
4. Discusión,	41
5. Conclusiones,	45
Referencias: ,	47
Índice de ilustraciones y tablas,	50

Resumen Ejecutivo

Esta investigación examina la estructura del mercado accionario chileno y su poder de predicción de la volatilidad realizada de 26 empresas del índice bursátil S&P Ipsa. Para representar la estructura utilizamos las correlaciones entre los retornos diarios de cada uno de los activos considerados y estimamos el largo del árbol de mínima distancia (en inglés, minimum spanning tree length MSTL) entre noviembre de 2006 y abril del 2020. El principal resultado refleja que la red de activos disminuye su distancia durante períodos de inestabilidad. Respecto del poder predictivo del MSTL, en las pruebas dentro de muestra, la variación del MSTL rezagado en un mes presenta un coeficiente negativo y estadísticamente significativo para la volatilidad realizada en el 50% de los activos bursátiles. Adicionalmente, las pruebas fuera de muestra, arrojan mejoras significativas en el poder predictivo de la variación del MSTL para gran parte de los activos. En esta investigación incrementamos el marco investigativo en la literatura de aplicación, por medio de redes, para la aclaración de pronósticos financieros, contribuyendo en la toma de decisiones de los inversionistas individuales y administradoras de portafolios chilenos en cuanto a la asignación de activos en portafolios, aumentando el potencial de los beneficios en períodos de contagio gracias a una diversificación menos costosa y entregando referencias e información para la adquisición de coberturas.

Palabras claves: MST, MSTL, causalidad de granger, redes financieras, riesgo sistemático.

1. Introducción

El propósito de esta investigación se basa en estudiar el comportamiento de la red del mercado bursátil nacional mediante el árbol de mínima distancia (MST) y su cuantificación (MSTL), esto con objeto de descifrar su evolución y variación ante diversos eventos económicos. Además, medimos el poder predictivo de la cuantificación de esta red sobre la volatilidad realizada de los activos accionarios chilenos. Lo anterior nos aporta información sobre las variaciones estructurales del mercado a través del tiempo mediante esta técnica de cuantificación de árboles de mínima distancia con el fin de ayudar a los inversionistas a diversificar su portafolio de manera menos costosa, añadir información para la toma de decisiones en coberturas y otorgar antecedentes pragmáticos para las entidades reguladoras, todo para uno de los países que ha presentado mejores rendimientos bursátiles de América latina desde el año 1980 (Girardi & Boles, 2018).

A lo largo del tiempo, los activos financieros han sido fuente de capitalización y liquidez para muchos especuladores y arbitrajistas. Es por esto que desconocer la predicción de volatilidad futura de las acciones en el mercado, genera gran incertidumbre y es una incógnita para la toma de decisiones (Connolly, R., Stivers, C., & Sun, L. 2005). Una errónea diversificación en un momento álgido de la economía, podría significar la reducción potencial de los beneficios de un portafolio diversificado dado el incremento sustancial de los costos de posición en los activos (Coelho, R., Gilmore, C. G., Lucey, B., Richmond, P., & Hutzler, S. 2007).

Por lo anterior, el foco principal para estudiar redes financieras radica en extraer y analizar información anticipada estructural y general que trascienda a la predicción del comportamiento del mercado bursátil y la volatilidad de sus activos, todo esto en virtud de que en períodos de crisis el mercado y su red se contraen dado el incremento de la correlación de rentabilidad y volatilidad entre las empresas que lo componen, siendo paulatino el proceso de re segmentación (Sensoy, A., Nguyen, D. K., Rostom, A., & Hacıhasanoglu, E. 2019). Es por esto que se torna importante analizar el mercado en su conjunto considerando que su cuantificación mediante redes financieras podría ser un óptimo instrumento para progresar la predicción de comportamiento de activos.

Adicionalmente, cabe señalar que en periodos donde la red se encuentra mayormente correlacionada, cualquier suceso en el mercado se propagará velozmente respecto a condiciones normales, generando que las acciones se vean impactadas por el contagio sistemático (Wang, G. J., Xie, C., & Stanley, H. E. 2018).

La relevancia de nuestro estudio radica en proveer información que optimice la asignación de activos bursátiles a las carteras de inversionistas y administradores de portafolios chilenos mediante el conocimiento y aplicación de la red MSTL para la predicción de volatilidad mensual. Esto con objeto de disminuir los costos por diversificación y optimizar la toma de coberturas en épocas donde los activos del S&P Ipsa se sumerjan en el contagio sistemático de la red. Además, determinar los periodos donde todo shock o suceso en el mercado chileno provea consecuencias aceleradas sobre estas compañías.

Nuestra contribución a la literatura existente se da de dos maneras. Primero, nuestro estudio indaga el aporte de información de la red con la finalidad de entender el comportamiento de relación global del mercado chileno. Este tipo de modelos, en concreto los árboles de mínima distancia MST y MSTL, han permitido simplificar la complejidad de los mercados, logrando captar su esencia sin ahogarse en la abundancia de información (Onnela, J. P., Chakraborti, A., Kaski, K., Kertesz, J., & Kanto, A. 2003). En segundo lugar, al realizar la predicción de índices bursátiles mediante el empleo de análisis de redes, hacemos uso de una metodología que permite testear el poder predictivo de esta medición sistemática (Magner, N. S., Lavin, J. F., Valle, M. A., & Hardy, N. 2020), indagando en un campo escasamente explorado.

Nuestra investigación exhibe un contenido poco antes examinado en la literatura ya que, pese a que las redes han sido una herramienta para la evaluación de activos, la aplicación de esta técnica en el campo de pronósticos de índices accionarios ha sido a nuestro mejor entender escasa o nula. Esta información proveída por los árboles de mínima distancia MST puede ser utilizada para

investigaciones en el campo de predicción de riesgo (Gao & Mei 2019), por lo que nuestro escrito amplía el marco investigativo sobre pronósticos financieros en los que se emplea cuantificación de redes. En cuanto al mercado chileno, tanto la aplicación como la utilización de MSTL ha sido a nuestro mejor entender, nula. Solo estudios como el de Eryiğit & Eryiğit (2009) utilizan al índice accionario nacional para la cuantificación de redes financieras a nivel mundial, sin incluir detalles internos del mercado bursátil nacional.

Algunos usos del MST y MSTL como herramienta de análisis financiero han sido determinar los tipos de clusters (agrupaciones) existentes en los mercados bursátiles del mundo, analizar la correlación entre los mercados financieros estadounidenses y asiáticos durante la crisis sub prime y estudiar la correlación dentro de un mercado en tiempos de crisis (Eryiğit, M., & Eryiğit, R. 2009; Gao, H. L., & Mei, D. C. 2019; Zhao, L., Li, W., & Cai, X. 2016). Además, la literatura indica que es posible maximizar los retornos y minimizar riesgos de un portafolio mediante ajustes simples a las estrategias de selección de activos que utilizan medidas de centralización de redes financieras (Výrost, T., Lyócsa, Š., & Baumöhl, E. 2019). Sin embargo, la información de redes sistemáticas ha sido escasamente relacionada entre sí, ya que se encuentra en una fase aún exploratoria, por lo que existen campos no abordados como la predicción de volatilidad de activos financieros mediante la información proporcionada por la red.

Gracias a toda la información que puede aportar el análisis y cuantificación de la red sistemática a través de su interconexión, nos proponemos las siguientes preguntas, ¿Es posible que la utilización de redes financieras, mediante MSTL, logre optimizar la información para la toma de decisiones de diversificación de activos en el mercado chileno? Y, mediante esta información y cuantificación de la misma ¿Es posible mejorar los antecedentes para la predicción de volatilidad de un modelo Benchmark tradicional en las 26 principales acciones chilenas con un mes de anticipación?

Nuestra hipótesis en esta investigación es que la red MST chilena, aporta información relevante para la asignación de activos, y mediante su incorporación en la regresión de predicción de volatilidad realizada mensual, se logra mejorar la capacidad predictiva y explicativa del modelo Benchmark, interpretando de mejor manera el riesgo de los activos del sistema. Esto podría darse a raíz de que, al ser activos pertenecientes a un mismo mercado globalizado y por tanto a una misma red financiera, los eventos que afecten a esta también lo harán sistemáticamente en cada uno de sus nodos.

Entonces, con objeto de validar los planteamientos investigativos, evaluamos el aporte de la variable explicativa MSTL en cada una de las 26 acciones, donde, en caso de aportar información relevante, validaremos la utilización de MSTL como un foco de información adicional efectivo para anticipar y explicar la volatilidad de respectivo activo bursátil chileno con un mes de anticipación.

Todo esto lo realizamos mediante el cálculo de la rentabilidad diaria de cada uno de los activos. Estos datos son la base para la construcción del árbol de mínima distancia y su cuantificación MSTL. Posteriormente, obtenemos la diferencia logarítmica mensual de la longitud del árbol, para luego ser introducida como variable explicativa de un modelo de regresión HAC con selección automática de autocovarianzas (Newey & West, 1987, 1994) explicando la volatilidad de cada una de las acciones, cuantificada como varianza realizada (Andersen Et. al 2001 a,b). La hipótesis la validaremos mediante el grado de significancia que tome la variable MSTL al incorporarse en los modelos Benchmark dentro de muestra y fuera de muestra, mediante la efectividad estadística de la variable en estudio al incorporarla a cada uno de nuestros modelos Benchmark mediante ventanas recursivas.

Para realizar esta investigación utilizamos precios de cierre diario de las siguientes 26 acciones (N nodos) pertenecientes actualmente al S&P Ipsa, banco de chile, enelam, banco santander, sqmb,

cmpe, copec, falabella, bci, cencosud, parque arauco, ccu, aguasa, entel, andinab, conchatoro, ecl, itaucorp, aegener, iam, cap, vapores, sonda, riple, security, salfacorp y colbun. Estas observaciones son obtenidas desde la plataforma Thomsom Reuters Datastream a partir de noviembre del año 2006 hasta abril de 2020, donde el número de observaciones asciende a 3,358 días significando 162 meses. Cabe señalar que esta base de datos solamente evalúa las 26 empresas con la mayor capitalización de mercado (S&P Ipsa) que cotizan todos los periodos en evaluación, dejando de lado al resto del mercado bursátil nacional.

El retorno de un activo lo obtenemos mediante la diferencia logarítmica del precio diario respecto al día anterior, dado que los precios de los retornos siguen una distribución de tipo log-normal (Xu & Beck, 2016). Posteriormente, obtenemos la volatilidad de los activos mediante el Modelo de varianza realizada (Andersen Et. Al, 2001 a,b). Luego incorporamos esta información en modelos autorregresivos con la finalidad de predecir volatilidad. Los modelos seleccionados obedecen a una metodología de errores estándar HAC para procesos estacionarios en covarianza.

Los resultados demuestran que la red correlaciones del mercado accionario chileno se contrae en periodos álgidos de la economía, mientras que en épocas de estabilidad y crecimiento económico la red de correlaciones se expande, incrementando su cuantificación (MSTL). Adicionalmente, dentro de muestra se encuentra significancia estadística en la variable en estudio (MSTL) para casi un 50% de las empresas en evaluación, mientras que fuera de muestra se encuentra que la significancia estadística del test ENCNEW para el modelo propuesto respecto al modelo Benchmark, optimiza la predicción en alguno de nuestros modelos para 12 de las 26 empresas evaluadas.

Por medio de estos resultados, demostramos que la diversificación de los activos bursátiles es más eficiente en el momento que la red de mercado se encuentra expandida, mientras que cuando se contrae la diversificación se torna menos eficiente debido al contagio sistemático presente en esta,

generando costos por posición ineficaces en los activos ya que las fluctuaciones en un mercado con bajo MSTL impactan de manera tendencialmente similar a las empresas, sobre todo en aquellas que tienen una mayor correlación respecto al mercado. Adicionalmente, por medio de la cuantificación de la red de mercado, generamos información importante para la predicción de volatilidad realizada de estos activos.

Además, mediante MSTL logramos aportar información a reguladores, quienes se pueden beneficiar de este estudio producto de que en periodos álgidos de nuestra economía se validará el contagio de mercado, permitiendo determinar que cualquier información o shock negativo será transmitido velozmente, impactando significativamente a las acciones chilenas, lo que posibilita un mejor monitoreo de la acumulación de riesgo. Por último, aportamos información para la adquisición de coberturas, al observar el riesgo sistémico y/o accionario individual, lo que permitirá generar datos con objeto de que el inversionista, sumergido en la disyuntiva, tome la decisión para participar en el mercado de coberturas.

El resto del documento se organizará de la siguiente forma: en la sección 2 presentaremos la metodología utilizada para la conversión de datos a MSTL, además de la explicación de modelos y test a utiliza dentro y fuera de muestra. En la sección 3 presentaremos resultados mediante la aplicación de MSTL al mercado chileno de los últimos 15 años, la estimación dentro de muestra que permita validar nuestra hipótesis, relevancia de los activos dentro de la red MST, periodos donde la red presenta mayor significancia para las compañías y comparación fuera de muestra entre modelos Benchmark respecto a los propuestos. En la sección 4 ilustraremos y discutiremos resultados. Por último, en la sección 5 presentaremos las conclusiones de nuestra investigación.

2. Datos y Metodología

2.1 Datos.

Para realizar esta investigación utilizamos precios de cierre diario de las siguientes 26 acciones (N nodos) pertenecientes actualmente al S&P Ipsa, banco de Chile, enelam, banco santander, sqmb, cmpc, copec, Falabella, bci, cencosud, parque arauco, ccu, aguasa, entel, andinab, conchatoro, ecl, itaucorp, aesgener, iam, cap, vapores, sonda, ripley, security, salfacorp y colbun. Estas observaciones son obtenidas desde la plataforma Thomsom Reuters Datastream a partir de noviembre del año 2006 hasta abril de 2020, donde el número de observaciones asciende a 3,358 días significando 162 meses. Cabe señalar que esta base de datos solamente evalúa las 26 empresas con la mayor capitalización de mercado (S&P Ipsa) que cotizan todos los periodos en evaluación, dejando de lado al resto del mercado bursátil nacional. Creemos que estos resultados pueden replicarse en el resto del mercado y que las empresas pertenecientes al S&P Ipsa son influyentes en el resto de compañías que participan en la Bolsa de Santiago debido a su gran participación de mercado. Además, esta base de datos aporta con información variada del mercado chileno, ya que se incluyen ciclos económicos estables, de crecimiento y crisis financieras.

Este horizonte de variables es extraído para proporcionar investigación cuantitativa del análisis de redes, aportando a la escasa aplicación de MSTL con objeto de proporcionar información sistemática de la red en su conjunto para la predicción de volatilidad de cada una de las principales acciones de dicho mercado, generando así, información adicional para la toma de decisiones de inversionistas individuales y administradoras de portafolios chilenos.

2.2 Retornos y varianza realizada.

Medimos los retornos de los activos financieros por relación logarítmica asumiendo que los precios distribuyen log-normal tratándose de una serie diaria de tiempo (ecuación 1) (Xu & Beck, 2016). Cada una de estas rentabilidades nos indica la variabilidad del precio de cierre diario con relación al precio de cierre del día anterior, obteniendo una totalidad de $n-1$ días con retornos razón logarítmica.

$$R_{i,t} = \ln\left(\frac{p_{i,t}}{p_{i,t-1}}\right)$$

(Ecuación 1) - Donde, R y p representan la rentabilidad y precio del activo respectivamente, siendo i la acción estudiada y t el día

Las observaciones diarias las transformamos a series de tiempos mensuales. Para esto, obtenemos la volatilidad mediante el retorno diario del activo, utilizando el modelo de varianza realizada (ecuación 2) (Andersen Et. Al, 2001 a,b). Calculamos este bajo la suma cuadrada de estas observaciones en el respectivo mes en estudio.

$$RV_{i,t} = \sum_{j=1}^{C_t} R_{i,j,t}^2$$

(Ecuación 2) – Donde, RV y R representan la volatilidad realizada y diferencia logarítmica de precio del activo i en el día j del mes t para los días C del respectivo mes.

2.3 Distancia del árbol de expansión mínima (MSTL).

El árbol de expansión mínima se basa en la correlación de los retornos diarios de los activos en estudio (Mantegna, 1999). En la presente investigación empleamos la correlación Pearson en series variables temporales (ecuación 3) (Benesty et. Al, 2009), esta se aplica para la rentabilidad logarítmica diaria de los precios de cierre, cuantificando así la relación entre la rentabilidad de los activos mediante la evolución temporal.

$$\rho_{i,j}^t = \frac{\langle R_i^t R_j^t \rangle - \langle R_i^t \rangle \langle R_j^t \rangle}{[\langle R_i^{t2} \rangle - \langle R_i^t \rangle^2][\langle R_j^{t2} \rangle - \langle R_j^t \rangle^2]}$$

(Ecuación 3) - Donde, ρ y R representa la correlación Pearson y rentabilidad logarítmica del activo i evaluado en el día j del mes t .

De esta forma, la cuantificación de la relación de rentabilidad entre los activos financieros evaluados, nos representa una matriz de correlación Pearson de $N \times N$ (donde, N representa el número de acciones en evaluación) con valores entre $-1 \leq \rho_{i,j}^t \leq 1$, midiendo así, además, el grado de centralidad de cada activo mediante la suma de las correlaciones del respectivo nodo con los demás (Sandoval, 2012). Sin embargo, la matriz de correlaciones no cumple con los tres axiomas requeridos para que sea considerado como una métrica, por lo que se plantea que el MST no puede ser elaborado directamente a partir de estos datos (Mantegna, 1999), de esta forma, al

obtener las correlaciones, para aplicar eficientemente el modelo MSTL, convertimos estas en distancia (ecuación 4) en función de la correlación de cada uno de sus activos.

$$d_{i,j}^t = \sqrt{2(1 - \rho_{i,j}^t)}$$

(Ecuación 4) – Donde, d figura la distancia entre los i activos evaluados en el día j del mes t .

La distancia, de esta forma, significa la relación cuantitativa continua entre las acciones, con valores límites entre $0 \leq d_{i,j}^t \leq 2$ cumpliendo así con los 3 axiomas de una distancia métrica, además, representando una matriz de adyacencia ponderada de la red de $N(N - 1)/2$ elementos cuantificados como distancia, donde, en caso de representar una correlación mayor, la distancia tiende a 0, mientras que, al representar una correlación menor, la distancia tiende a 2, siendo estos sus límites cuantitativos. De esta forma, la menor distancia representa una rentabilidad tendencialmente similar entre ambos activos, lo que significa que cualquier acontecimiento o shock desencadenaría consecuencias similares reflejadas en la volatilidad y rentabilidad de ambas acciones (Wang et. Al, 2018).

Obteniendo la matriz de adyacencia de medición de distancia entre activos, extraemos la menor distancia de cada activo con uno de sus pares (Prim, R. C, 1957), con lo cual procedemos a la aplicación del MST que representa la distancia mínima para la conexión entre todos los activos de la red (Mantegna, 1999) y posteriormente cuantificamos la distancia eclidiana entre vectores mediante MSTL (ecuación 5), obteniendo 162 distancias de relación sistemática mensual.

$$MSTL(t) = \frac{1}{N - 1} \sum d_{i,j}^t \in T^t d_{i,j}^t$$

(Ecuación 5) – Donde, $MSTL$ figura la longitud mínima de distancia entre los activos i evaluados en el día j del mes t .

La longitud de la distancia mínima entre todos los activos estudiados se representa como una variable eclidiana ponderada de la red para cada mes, donde, la longitud se refleja numéricamente entre $0 \leq MSTL(t) \leq 2(N - 1)$, al evaluar el espacio ultrametrico subdominante de la matriz de adyacencia, es posible detectar taxonomía de las variables investigadas (Onnela et. Al, 2003). La

longitud de distancia MSTL tiende a su mínimo cuando la correlación Pearson de la rentabilidad entre los activos tiende a 1, mientras que cuando la correlación Pearson de la rentabilidad entre los activos en evaluación tiende a -1, la distancia MSTL tiende a su máximo, por lo que ambas variables demostrativas presentan una correlación negativa. La distancia MSTL de una red sistemática aporta información relevante del mercado, donde, en caso de que la distancia entre los activos tienda a 0 cualquier acontecimiento o shock ocurrido en el mercado se traspasará rápidamente a la volatilidad y rentabilidad de todos los activos de la red (Wang et. Al, 2018), lo que genera que un inversionista debiera reasignar su diversificación en su cartera de activos minimizando así sus costos por transacción. Mientras que cuando la longitud de la distancia mínima sistemática tiende a $2(N - 1)$, la red no será sensible a los sucesos o shocks ocurridos en el mercado, no afectando así significativamente a la varianza realizada y rentabilidad de los activos que lo componen. La variable cuantitativa MSTL ilustra la información de la red, mientras que, para la explicación de diferencia logarítmica de volatilidad, utilizamos la variación de MSTL (ecuación 6)

$$DIF.MSTL(t) = \ln\left(\frac{MSTL(t)}{MSTL(t-1)}\right)$$

(Ecuación 6) – Donde, DIF.MSTL demuestra la variación de longitud mínima de distancia entre los activos i evaluados en el día j del mes t.

2.4 Modelos predictivos de volatilidad para testear y entrenar dentro y fuera de muestra.

La volatilidad de los activos comúnmente se ha explicado mediante modelos autorregresivos, estos modelos de referencia suelen tener alto nivel de significancia y ser difíciles de batir para este tipo de pronósticos y explicaciones (Corsi, 2009), por lo que para esta investigación añadimos información de la red sistémica como variable explicativa de la rentabilidad de cada una de las acciones, mediante la representación de variación mensual del MSTL.

Para explicar la volatilidad realizada mensual de las acciones, y posteriormente evaluar la influencia de la variable explicativa en estudio (DIF.MSTL), utilizamos dentro de muestra un modelo autorregresivo que incluye 6 rezagos temporales de la volatilidad del activo más un rezago

temporal de la volatilidad S&P Ipsa además de la variación de MSTL con 1 rezago (tabla 1, modelo a). Adicionalmente evaluamos, dentro de muestra, la explicación de rentabilidad logarítmica mensual para cada uno de los activos, incorporando 6 rezagos temporales de rentabilidad mensual del respectivo activo, rentabilidad mensual del S&P Ipsa y nuestra variable en estudio (DIF.MSTL) con un rezago temporal (tabla 1, modelo b). Por último, dentro de muestra, evaluamos los mismos modelos autorregresivos previamente nombrados, explicando volatilidad realizada del principal índice accionario chileno (tabla 1, modelo c).

Tabla 1
<p>Modelo a:</p> $RV_{i,t} = c + \alpha_i * V.IPSA_{t-1} + \beta_i * DIF.MSTL_{t-1} + Y_{i,1} * RV_{i,t-1} + Y_{i,2} * RV_{i,t-2} + Y_{i,3} * RV_{i,t-3} + Y_{i,4} * RV_{i,t-4} + Y_{i,5} * RV_{i,t-5} + Y_{i,6} * RV_{i,t-6} + \varepsilon_t$ <p>Modelo b:</p> $R_{i,t} = c + \alpha_i * R.IPSA_{t-1} + \beta_i * DIF.MSTL_{t-1} + Y_{i,1} * R_{i,t-1} + Y_{i,2} * R_{i,t-2} + Y_{i,3} * R_{i,t-3} + Y_{i,4} * R_{i,t-4} + Y_{i,5} * R_{i,t-5} + Y_{i,6} * R_{i,t-6} + \varepsilon_t$ <p>Modelo c:</p> $V.IPSA_{i,t} = c + \beta_i * DIF.MSTL_{t-1} + Y_{i,1} * V.IPSA_{i,t-1} + Y_{i,2} * V.IPSA_{i,t-2} + Y_{i,3} * V.IPSA_{i,t-3} + Y_{i,4} * V.IPSA_{i,t-4} + Y_{i,5} * V.IPSA_{i,t-5} + Y_{i,6} * V.IPSA_{i,t-6} + \varepsilon_t$

(Tabla 1) - Donde, $RV_{i,t}$ representa la volatilidad mensual del activo i en el mes t , $R_{i,t}$ representa la rentabilidad mensual del activo i en el mes t , $V.IPSA$ es la volatilidad mensual del índice de mercado evaluado en el mes t y $DIF.MSTL$ representa la variación logarítmica de la distancia mínima de la red en su respectivo mes t .

Dentro de muestra estimamos con la totalidad de las observaciones, teniendo como objetivo principal validar nuestra hipótesis alternativa de existencia de causalidad de Granger en la variable explicativa que hace referencia a la variación de la distancia de la red de mercado como explicación de la volatilidad de cada uno de los 26 activos (hipótesis) para nuestros modelos (tabla 1).

$$H_{0,i}: \beta_i = 0$$

$$H_{1,i}: \beta_i \neq 0$$

(Hipótesis) - Donde, i representa a cada uno de los activos en evaluación.

Para evaluar la predicción de volatilidad realizada mensual, fuera de muestra, de cada uno de los activos en estudio, generamos 4 modelos Benchmark, primero un modelo “ar(3)” que incorpora 3 rezagos temporales de volatilidad del respectivo activo, continuando con un modelo “ar(6)” incorporando solo 6 rezagos temporales de volatilidad realizada de cada activo, luego un modelo “ar(3) v.ipsa” idéntico al “ar(3)” con la adición de la volatilidad del S&P Ipsa rezagada y por último un modelo “ar(6) v.ipsa” idéntico al “ar(6)” con la inclusión de la volatilidad S&P Ipsa rezagada un periodo. Cada uno de los modelos previamente mencionados son comparados con modelos propuestos que añadirán la variable de estudio (DIF.MSTL) a cada uno de los modelos Benchmark (Tabla 2).

Tabla 2
<p>Modelo ar(3) mstl:</p> <p>Benchmark: $RV_{i,t} = c + Y_{i,1} * RV_{i,t-1} + Y_{i,2} * RV_{i,t-2} + Y_{i,3} * RV_{i,t-3} + \varepsilon_t$</p> <p>Propuesto: $RV_{i,t} = c + \beta_i * DIF.MSTL_{t-1} + Y_{i,1} * RV_{i,t-1} + Y_{i,2} * RV_{i,t-2} + Y_{i,3} * RV_{i,t-3} + \varepsilon_t$</p>
<p>Modelo ar(6) mstl:</p> <p>Benchmark: $RV_{i,t} = c + Y_{i,1} * RV_{i,t-1} + Y_{i,2} * RV_{i,t-2} + Y_{i,3} * RV_{i,t-3} + Y_{i,4} * RV_{i,t-4} + Y_{i,5} * RV_{i,t-5} + Y_{i,6} * RV_{i,t-6} + \varepsilon_t$</p> <p>Propuesto: $RV_{i,t} = c + \beta_i * DIF.MSTL_{t-1} + Y_{i,1} * RV_{i,t-1} + Y_{i,2} * RV_{i,t-2} + Y_{i,3} * RV_{i,t-3} + Y_{i,4} * RV_{i,t-4} + Y_{i,5} * RV_{i,t-5} + Y_{i,6} * RV_{i,t-6} + \varepsilon_t$</p>
<p>Modelo ar(3) v.ipsa mstl</p> <p>Benchmark: $RV_{i,t} = c + \alpha_i * V.IPSA_{t-1} + Y_{i,1} * RV_{i,t-1} + Y_{i,2} * RV_{i,t-2} + Y_{i,3} * RV_{i,t-3} + \varepsilon_t$</p> <p>Propuesto: $RV_{i,t} = c + \alpha_i * V.IPSA_{t-1} + \beta_i * DIF.MSTL_{t-1} + Y_{i,1} * RV_{i,t-1} + Y_{i,2} * RV_{i,t-2} + Y_{i,3} * RV_{i,t-3} + \varepsilon_t$</p>
<p>Modelo ar(6) v.ipsa mstl</p> <p>Benchmark: $RV_{i,t} = c + \alpha_i * V.IPSA_{t-1} + Y_{i,1} * RV_{i,t-1} + Y_{i,2} * RV_{i,t-2} + Y_{i,3} * RV_{i,t-3} + Y_{i,4} * RV_{i,t-4} + Y_{i,5} * RV_{i,t-5} + Y_{i,6} * RV_{i,t-6} + \varepsilon_t$</p> <p>Propuesto: $RV_{i,t} = c + \alpha_i * V.IPSA_{t-1} + \beta_i * DIF.MSTL_{t-1} + Y_{i,1} * RV_{i,t-1} + Y_{i,2} * RV_{i,t-2} + Y_{i,3} * RV_{i,t-3} + Y_{i,4} * RV_{i,t-4} + Y_{i,5} * RV_{i,t-5} + Y_{i,6} * RV_{i,t-6} + \varepsilon_t$</p>

(Tabla 2) - Donde, $RV_{i,t}$ representa la volatilidad mensual del activo i en el mes t , $V.IPSA$ es la volatilidad mensual del índice de mercado evaluado en el mes t , y $DIF.MSTL$ representa la variación logarítmica de la distancia mínima de la red en su respectivo mes t .

Fuera de muestra estimamos mediante ventanas recursivas considerando inicialmente un 30% del total de la muestra ($p/r=0.4$) para estimar, obteniendo resultados mediante el test ENCNEW (Clark & McCracken, 2001) para cada una de las 26 empresas, donde, se validará la hipótesis nula (Hipotesis) en caso de que la diferencia de MSTL genere una optimización de la predicción al incorporarse al modelo benchmark, validando la efectividad de la inclusión de nuestra variable cuantificada mediante redes financieras con objeto de mejora significativa en la predicción de la volatilidad realizada mensual.

Probamos la hipótesis en cada uno de los modelos respecto a los 26 activos en evaluación, esto utilizando una metodología de errores estándar HAC para procesos estacionarios de covarianza en series de tiempo, corrigiendo las desviaciones de homocedasticidad y autocorrelación de errores producidas por la varianza de largo plazo (Newey & West, 1987, 1994).

Al validar la hipótesis alternativa, que probablemente mejoraría el error cuadrático medio del modelo Benchmark, tanto fuera como dentro de muestra, demostramos que la correlación sistemática entre los activos del mercado de acciones entrega información importante, lo que genera que nuestra base de datos tenga una alta representatividad del mercado, ayudando a explicar de mejor manera la volatilidad de los activos bursátiles nacionales, logrando disminuir el error de pronóstico.

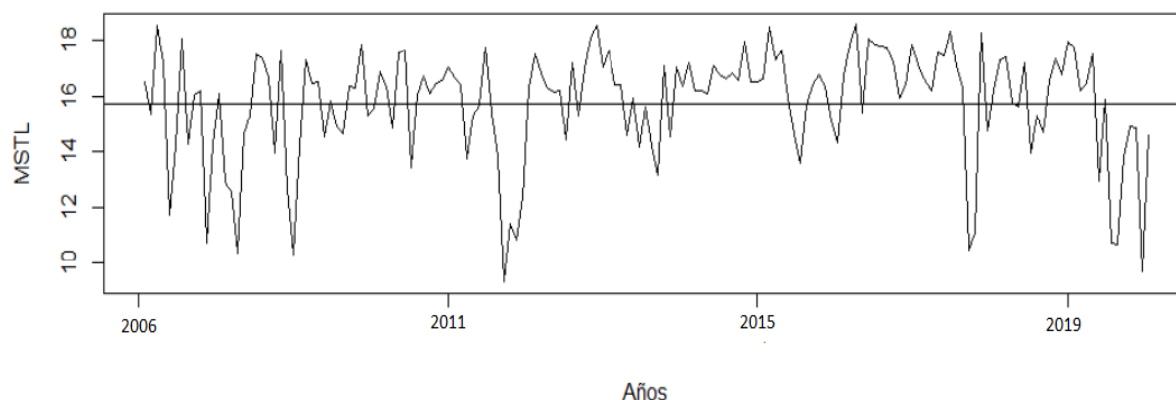
3. Resultados

3.1 MSTL del S&P Ipsa.

En la figura 1 observamos el tamaño de la red de mercado S&P Ipsa cuantificado mediante MSTL de manera mensual. Este es calculado en base a las 26 acciones en estudio pertenecientes al S&P Ipsa entre noviembre de 2006 y abril de 2020. La tendencia de esta variable es en promedio negativa durante períodos de crisis (Onnela, J. P., Chakraborti, A., Kaski, K., & Kertesz, J. 2003), tales como la crisis subprime del 2008, crisis del euro 2012, crisis interna (estallido social) en el

último trimestre de 2019 y crisis sanitaria del 2020, demostrando así que la correlación entre la rentabilidad diaria de los activos, en aquellos períodos, tiende al alza.

La disminución de MSTL (o contagio en la red) provoca que la optimización de cantidad de activos en la cartera, se dé por una menor diversificación en periodos de recesión (Coelho et. al., 2007), disminuyendo los costos de posición en las acciones e incrementando la rentabilidad neta de los activos (Li, W., Hommel, U., & Paterlini, S. 2018), dado que, como la información se traspasa más rápido en aquellos períodos la diversificación de activos se realiza mediante una cartera donde todas las acciones se ven afectadas por una misma información y tienden a responder cuantitativamente de similar forma, representando su ineficiencia.



(Figura 1) - MSTL mensual de las 26 principales acciones del índice bursátil chileno (S&P Ipsa) desde noviembre del 2006 a abril de 2020.

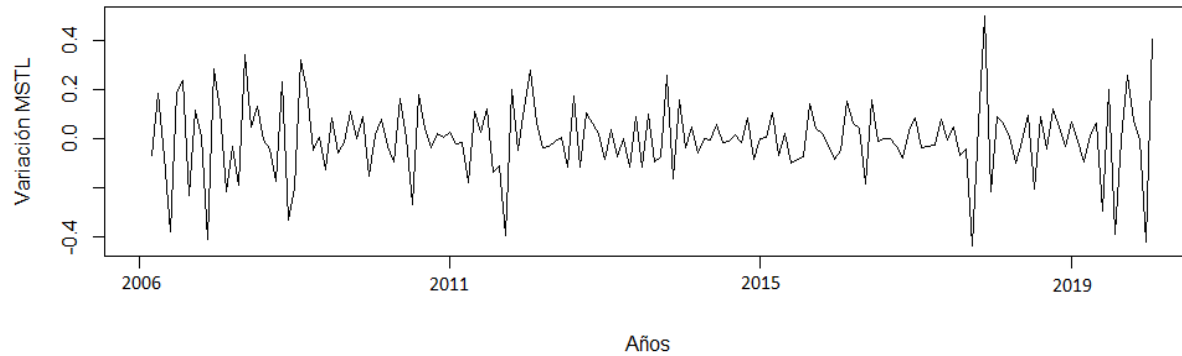
Por otra parte, en la figura 2 representamos la variación logarítmica del MSTL para el mercado chileno en los últimos 15 años.

Las variaciones de MSTL del mercado sirven para tener una primera impresión en cuanto al riesgo de una potencial inversión, ya que mientras más variaciones presentes la red, mayor será la

incertidumbre al momento de invertir e intentar diversificar, lo que conlleva a que las estimaciones y pronósticos sean menos certeros.

Cómo es posible apreciar, el S&P Ipsi (MSTL) ha tenido grandes variaciones a través del tiempo, acentuándose durante los períodos de crisis económicas mencionados anteriormente. Sin embargo, no existe una tendencia clara respecto a alzas o bajas en cuanto a su variación, por lo que podemos inferir que el tamaño de la red, es decir, la correlación entre estas compañías revierte a la media, ya que pese a tener grandes oscilaciones en algunos períodos, esta tiende a volver a la normalidad. Cabe señalar, que, durante las crisis económicas, las variaciones de la red tienden a estar bajo cero, es decir, se produce una cantidad mayor de variaciones negativas, lo que significa una disminución del tamaño promedio de la red, mientras que, en períodos de auge o estabilidad económica, las variaciones tienden a estar sobre cero, lo que implica que la red se expanda, es decir, las empresas se encuentran menos correlacionadas.

En síntesis, podemos esperar que la diversificación en períodos de alta variación MSTL, represente un riesgo potencialmente mayor en períodos donde la red se encuentre mayormente contenida. Sin embargo, en dichas épocas, el alto riesgo potencial a raíz de los altos niveles de volatilidad del mercado provoca que la diversificación se vuelva ineficiente dado que, en aquellos periodos el promedio de variación es negativa, por lo que es recomendable optar por activos cuyo nivel de correlación respecto a la red sea bajo, es decir, tengan una importancia menor. Esto se explica dado que el traspaso de información a dichos activos es menor en comparación a los que se encuentran mayormente correlacionados, por lo que los sucesos que afecten al mercado no se traspasaran rápidamente a su precio, disminuyendo así el riesgo.



(Figura 2) - Variación logarítmica MSTL mensual de las 26 principales acciones del índice bursátil chileno (S&P Ipsi) desde noviembre del 2006 a abril de 2020.

3.2 Relevancia MSTL para volatilidad (dentro de muestra).

En la tabla 3 mostramos las empresas en evaluación agrupadas según su nivel de correlación spearman respecto a la red. Los grupos efectuados son alto y bajo. Para esto obtenemos correlación de la rentabilidad diaria entre noviembre de 2006 y abril de 2020 de una empresa respecto a las otras, para luego realizar la suma de tales indicadores para cada empresa y ordenarlos de manera descendente.

Las acciones con correlación alta representan los nodos con una mayor importancia en la red (Sandoval Jr, L. 2012) siendo estos, la fuente y receptor principal de traspaso de información en el mercado chileno (Sensoy et al., 2019).

Las acciones con un bajo nivel de correlación dentro del mercado, se presentan como una oportunidad de incorporación en la búsqueda de diversificar las carteras de los inversionistas, optimizando la asignación de activos por medio de estos (Peralta, G., & Zareei, A. 2016), dado que, a raíz de que estos nodos no son una principal fuente de traspaso de información, su probabilidad de fracaso disminuye en épocas álgidas y su variación de rentabilidad no refleja una significativa similitud con las demás acciones.

Correlación	Empresas
Alta	Copec, Falabella, Cencosud, Chile, Bsantander, Cmpc, Bci, Enelam, Entel, Colbún, Sonda, Ripley, Cap.
Baja	Aesgener, Parauco, Itaucorp, Andinab, Ecl, Salfacorp, Ccu, Sqmb, Iam, Aguasa, Conchatoro, Security, Vapores

(Tabla 3) - Acciones con alto y bajo nivel de suma de correlaciones de una empresa con las demás, cuantificada por la rentabilidad diaria desde noviembre del 2006 a abril de 2020.

Al momento de evaluar la significancia de las variables explicativas de la volatilidad de cada una de las acciones en evaluación, evidenciamos que en la tabla 4, donde se encuentran las empresas con correlación alta, la variable MSTL se torna relevante para 8 de las 13 acciones. Esto se da a raíz de que todas estas empresas resultan ser unas de las mayores fuentes de traspaso de información dentro de la red (Sensoy et al., 2019), donde esta está derechamente ligada e incluso es producida en gran medida por estas empresas generando la importancia de la variable MSTL dado el impacto prematuro y significativo de la información generada en el mercado hacia estas empresas.

Dado la importancia de estas acciones medida a través de su alta correlación de la rentabilidad diaria, cualquier suceso o información producida en el mercado chileno tenderá a influir directamente en los precios de estos activos. Por lo tanto, resulta poco efectivo diversificar incluyendo estas acciones dentro de un portafolio, debido a que no se logra una disminución del riesgo y se incrementan los costos por posición (Coelho et. al., 2007).

Las acciones con mayor importancia medida a través de la cuantificación de correlación, son una oportunidad para el inversionista, debido a que, al observar el MSTL con un mes de anticipación, podrían pronosticar que es lo que podría pasar con la volatilidad de estas acciones y tomar decisiones al respecto. En el supuesto de incremento de MSTL, estos activos al mes siguiente tenderán a reflejar una volatilidad decreciente, mientras que en el caso de contagio en el mercado se tendería a observar una volatilidad incrementada. Por otra parte, el MSTL sobre estas acciones

aporta información relevante para coberturas y primas por derivados, ya que en caso de observar un MSTL bajo, las coberturas con un mes de anticipación, por estas acciones, deberían aumentar su demanda y prima por adquisición y viceversa.

La tabla 5 presenta la explicación de volatilidad mensual de cada una de las acciones con correlación baja de rentabilidad diaria entre noviembre del 2006 y abril de 2020. Observamos que la cuantificación de red MST tiende a tener significancia en 4 de las 13 empresas, la volatilidad mensual de estas acciones en evaluación se ve escasamente afectada por la red MST y cuantificación MSTL, esto se da a raíz de que estos activos al presentar una correlación baja de rentabilidad, quedan aisladas (o con una mayor distancia) en cuanto a la relación con los demás activos de la red (Mantegna, R. N. 1999), esto genera dos datos. Primero, al estar estos nodos más alejados, la información proporcionada por la red les afecta en una menor medida o se ven inferiormente influenciadas. Segundo, al tener una mayor distancia, la información o suceso ocurrido en la red les afecta con un mayor rezago temporal, siendo un mes, un rezago temprano para el impacto del suceso ocurrido en la red, demostrando así una influencia insignificante para la explicación de volatilidad mensual.

Las acciones con bajo nivel de correlación, tienen menor importancia en la red (Eryiğit, et al., 2009). Esto nos dice que el traspaso de información o suceso ocurrido en el mercado chileno, impacta en menor medida a estas acciones, y su rentabilidad tiende a no correlacionarse significativamente con sus pares. Estos activos validan la teoría de diversificación de portafolio, dado que, al momento de mitigar el riesgo de cartera se debe optar por este tipo de acciones ya que tienden a disminuir el riesgo (Peralta, G., & Zareei, A. 2016).

Análisis dentro de muestra para propuesto en la tabla 1 modelo a. Explicación para volatilidad realizada mensual de empresas con alta correlación

Variable	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)
	COPEC	FALABELLA	CENCOSUD	CHILE	BSANTANDER	CMPC	BCI	ENELAM	ENTEL	COLBUN	SONDA	RIPLEY	CAP	
C	0.002** (0.001)	0.001 (0.001)	0.005*** (0.001)	0.002** (0.001)	0.002*** (0.001)	0.002 (0.001)	0.002** (0.001)	0.004*** (0.001)	0.000 (0.001)	0.001 (0.001)	0.003*** (0.001)	0.005*** (0.002)	0.009*** (0.003)	
VIPSA(-1)	0.113 (0.134)	0.401 (0.483)	0.207 (0.433)	0.288 (0.542)	0.283 (0.365)	-0.289 (0.305)	0.044 (0.104)	0.504*** (0.187)	-0.121 (0.152)	-0.003 (0.226)	0.352*** (0.103)	0.407*** (0.105)	-0.584** (0.290)	
DIF.MSTL(-1)	-0.009** (0.005)	-0.013** (0.006)	-0.014* (0.008)	-0.013* (0.006)	-0.009 (0.007)	-0.003 (0.005)	-0.009** (0.004)	-0.002 (0.005)	-0.005 (0.005)	-0.008* (0.004)	-0.011** (0.005)	-0.009 (0.006)	-0.018** (0.009)	
RV(-1)	0.204 (0.173)	-0.207 (0.361)	-0.070 (0.278)	-0.100 (0.380)	0.013 (0.308)	0.508** (0.244)	0.126 (0.100)	-0.047 (0.118)	0.485*** (0.134)	0.074 (0.248)	-0.043 (0.087)	0.054 (0.064)	0.247*** (0.088)	
RV(-2)	0.256** (0.109)	0.176** (0.075)	0.113 (0.079)	0.175 (0.130)	0.220 (0.162)	0.186* (0.112)	0.170* (0.086)	0.005 (0.053)	0.047 (0.089)	0.364 (0.225)	0.077 (0.053)	0.074 (0.101)	0.180 (0.131)	
RV(-3)	-0.050 (0.166)	0.161 (0.149)	0.090 (0.103)	0.133 (0.090)	0.177 (0.217)	-0.076 (0.158)	0.112 (0.106)	0.075 (0.098)	0.188 (0.118)	0.053 (0.088)	-0.040 (0.077)	-0.018 (0.050)	0.097 (0.069)	
RV(-4)	0.443 (0.394)	0.582 (0.585)	0.135 (0.218)	0.293 (0.335)	0.161 (0.291)	0.213 (0.264)	0.319 (0.393)	0.026 (0.031)	0.415 (0.395)	0.281 (0.255)	0.389 (0.399)	0.215 (0.136)	0.055 (0.145)	
RV(-5)	-0.203* (0.115)	0.034 (0.078)	0.020 (0.029)	-0.030 (0.058)	0.030 (0.081)	0.051 (0.147)	-0.029 (0.114)	0.015 (0.038)	0.132 (0.101)	0.322 (0.223)	-0.092 (0.093)	-0.007 (0.047)	0.020 (0.057)	
RV(-6)	0.050 (0.058)	-0.043 (0.164)	0.023 (0.039)	-0.088 (0.064)	-0.115 (0.093)	-0.040 (0.097)	-0.089 (0.113)	-0.028 (0.056)	-0.032 (0.059)	-0.162 (0.112)	-0.023 (0.049)	-0.037 (0.053)	-0.109 (0.081)	
Observations	161	161	161	161	161	161	161	161	161	161	161	161	161	161
R-squared	0.316	0.212	0.064	0.139	0.162	0.169	0.190	0.093	0.397	0.153	0.195	0.127	0.104	
Prob Wald F-statistic	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	

(Tabla 4) - La variable dependiente representa la volatilidad realizada mensual, RV(-1.-6) representa la volatilidad desde el primer hasta el sexto rezago de volatilidad realizada mensual. VIPSA(-1) indica la volatilidad realizada mensual del ipsa rezagada en un periodo. DIF.MSTL(-1) representa la variable de estudio rezaga en un periodo mensual.

*p < 10%, **p < 5%, ***p < 1%

Fuente: Elaboración de los autores.

Análisis dentro de muestra para propuesto en la tabla 1 modelo a. Explicación para volatilidad rezagada mensual de empresas con baja correlación

Variable	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)
	AESGENER	PARALCO	ITALCORP	ANDNAB	ECL	SALFACORP	CCU	SOMB	IAM	AGUASA	CONCHATORO	SECURITY	VAPORES	
C	0.001 (0.001)	0.003** (0.001)	0.001 (0.002)	0.003*** (0.001)	0.002 (0.001)	0.005*** (0.002)	0.002*** (0.000)	0.004*** (0.001)	0.001 (0.001)	0.000 (0.002)	0.002*** (0.001)	0.002*** (0.001)	0.015*** (0.004)	
VJPSA(-1)	-0.565 (0.380)	0.151 (0.280)	-0.134 (0.188)	-0.224 (0.174)	0.224 (0.346)	0.034 (0.230)	0.042 (0.147)	-1.543*** (0.537)	0.074 (0.103)	-0.136 (0.125)	0.238*** (0.066)	0.056 (0.113)	-0.036 (0.234)	
DJFMSTL(-1)	-0.002 (0.006)	-0.004 (0.008)	-0.003 (0.007)	-0.003 (0.003)	-0.009 (0.007)	-0.031** (0.012)	-0.005 (0.004)	-0.011 (0.008)	-0.006 (0.004)	-0.007* (0.004)	-0.007* (0.004)	-0.007 (0.005)	-0.024** (0.012)	
RV(-1)	0.949*** (0.478)	0.032 (0.142)	0.158 (0.103)	0.397*** (0.165)	-0.004 (0.217)	0.237* (0.139)	0.289 (0.296)	0.880*** (0.269)	0.061 (0.071)	0.109* (0.060)	0.005 (0.087)	0.108 (0.149)	-0.003 (0.021)	
RV(-2)	-0.213 (0.146)	0.067 (0.096)	0.058 (0.192)	0.008 (0.070)	0.123 (0.083)	0.163* (0.090)	0.204 (0.189)	-0.026 (0.168)	0.027 (0.046)	0.322 (0.241)	0.204*** (0.074)	0.120 (0.088)	-0.023 (0.021)	
RV(-3)	0.359*** (0.132)	0.004 (0.157)	-0.217 (0.260)	-0.082 (0.146)	0.059 (0.132)	0.291** (0.076)	0.067 (0.117)	0.067 (0.170)	-0.037 (0.130)	0.033 (0.142)	-0.018 (0.049)	0.110 (0.167)	-0.023* (0.013)	
RV(-4)	-0.044 (0.151)	0.643 (0.677)	1.398 (1.218)	0.327 (0.320)	0.572 (0.543)	0.222 (0.199)	-0.077 (0.126)	0.151 (0.173)	0.596 (0.550)	0.880 (0.809)	0.272 (0.194)	0.266 (0.278)	-0.020* (0.010)	
RV(-5)	0.252 (0.156)	-0.012 (0.149)	-0.029 (0.109)	-0.002 (0.134)	0.053 (0.091)	-0.014 (0.096)	0.088 (0.094)	-0.001 (0.123)	0.035 (0.072)	0.144 (0.187)	0.061 (0.103)	-0.154*** (0.069)	0.013 (0.026)	
RV(-6)	-0.190* (0.109)	-0.122 (0.139)	-0.363 (0.317)	-0.124 (0.083)	-0.081 (0.114)	-0.058 (0.060)	-0.153 (0.132)	-0.088 (0.061)	0.008 (0.053)	-0.030 (0.073)	-0.124 (0.077)	0.073 (0.107)	0.096 (0.139)	
Observations	161	161	161	161	161	161	161	161	161	161	161	161	161	
R-squared	0.356	0.111	0.227	0.118	0.187	0.285	0.266	0.394	0.196	0.226	0.296	0.159	0.016	
Prob Wald F-statistic	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.223	

(Tabla 5) - La variable dependiente representa la volatilidad rezagada mensual, RV(-1.-6) representa la volatilidad desde el primer hasta el sexto rezago de volatilidad rezagada mensual. VJPSA(-1) indica la volatilidad rezagada mensual del ipsa rezagada en un periodo. DJFMSTL(-1) representa la variable de estudio rezaga en un periodo mensual.

*p < 10%, **p < 5%, ***p < 1%

Fuente: Elaboración de los autores.

3.3 Períodos de relevancia MSTL dentro de muestra (para acciones con MSTL influyente al 10% de significancia).

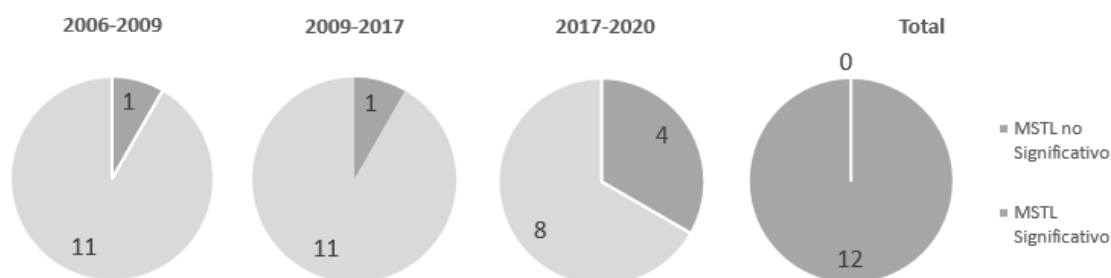
Dividimos la base de datos en 3 subperiodos determinados por la variación del PIB chileno, con la finalidad de observar los periodos donde el MSTL entrega mayor información para la explicación de volatilidad de las empresas en evaluación (Zhao, L., Li, W., & Cai, X.,2016). El criterio de división de periodo se da cuando el PIB trimestral se encuentra en un periodo con variación negativa respecto al año anterior, según datos rescatados desde el banco central de Chile. De esta forma los quiebres temporales a las observaciones se dan en 3er trimestre 2009 y 1er trimestre del 2017.

En la figura 3 observamos el comportamiento a través del tiempo de la importancia de la red del mercado chileno (variable de estudio DIF.MSTL) en las doce empresas en las que esta tuvo significancia al analizar todo el período de estudio.

En primer lugar, analizamos el período entre noviembre de 2006 y septiembre de 2009, donde en once de las doce compañías la red no presenta significancia al 10%. Posteriormente, en el segundo período de evaluación abarcamos desde octubre de 2009 hasta marzo de 2017 este número se mantiene, siendo la red importante para una compañía. Por último, en el tercer período comprendido entre abril de 2017 y abril de 2020 son ocho las empresas en las que no existe significancia bajo el mismo parámetro.

Todo esto nos aporta 3 datos. Primero, la red que representa el mercado chileno cada vez toma una mayor importancia, al pasar el tiempo, en cada uno de estos doce activos que componen el MST. Segundo, el MSTL en Chile, para estas acciones, cada vez se ha acercado más a influenciar la volatilidad de estas empresas, lo que lo transforma en una variable más atractiva para la predicción de riesgo de estas acciones del S&P Ipsa. Por último, si bien existe una tendencia de incremento

de significancia al acercarse en el tiempo, la muestra total es la que presenta mejores resultados al analizar este parámetro, con las doce compañías.



(Figura 3) - Número de empresas con MSTL significativo (dentro de muestra para total de observaciones) que ilustran significancia al 10% en la variable MSTL dentro de muestra durante tres sub-períodos de estudio.

Por otra parte, en la tabla 6 y 7 observamos la significancia del MSTL para cada una de las ocho empresas con correlación alta y MSTL influyente. Este análisis se realiza por período, es decir, identificando donde la red se torna influyente. Se puede evidenciar que la significancia de la variable de estudio en su función de explicar la volatilidad de las empresas, se da en mayor medida en el último periodo en evaluación. Esto nos indica que a pesar del aumento en cuanto al tamaño de la red de mercado (MSTL global), al pasar el tiempo, la influencia también ha aumentado para la explicación de volatilidad de estas empresas.

Entre el año 2006 a 2009 a pesar de vivir una crisis, la volatilidad y disminución de la red de mercado, no es influyente con un mes de anticipación particularmente para estos nodos. En el periodo entre 2010 a 2017, la red de mercado no aporta información relevante para ninguna de las 8 empresas con correlación alta, siendo este periodo, de tendencia a la normalidad de la red. El último periodo en evaluación, entre 2014 y 2020, la red aporta información relevante para 3 de estas acciones, siendo influyente (el MSTL) con un mes de anticipación para la volatilidad de estas empresas, además de mayormente influyente en los componentes autorregresivos.

En la tabla 8 reflejamos que el MSTL, con un mes de rezago, tiene poder explicativo de volatilidad en dos de las cuatro empresas con bajo nivel de correlación, en distintos períodos.

Entre el año 2006 y 2009 la significancia del aporte de información de la estructura de la red en estas compañías es baja, ya que añade información solo para una de las cuatro empresas. Esto guarda similitud con la evaluación de las empresas con nivel de correlación alto, ya que en este período existieron altos niveles de volatilidad de MSTL, lo que significó una tendencial disminución del tamaño de la red (Onnela, J. P., Chakraborti, A., Kaski, K., & Kertesz, J., 2003), generando que esta no entra influencia o significancia en la explicación de volatilidad de estas compañías. Posteriormente, el periodo entre el año 2010 y 2017, se observa que tampoco fue un periodo en el cual la red aporta importante información rezagada, ya que al igual que en el período precedente, solamente se observa significancia en la variable de estudio para 1 de estas 4 acciones. Por último, entre 2017 y 2020, se observa que la red tiene significancia en la explicación de volatilidad mensual en 1 de los 4 activos al igual que en los períodos precedentes.

Análisis dentro de muestra por subperiodo para propuesto en la tabla 1 modelo a. Explicación para volatilidad realizada mensual de empresas con MSTL influyente y correlación alta 1.1

Variable	(1) 2006-2009	(2) 2009-2017	(3) 2017-2020	(4) 2006-2009	(5) 2009-2017	(6) 2017-2020	(7) 2006-2009	(8) 2009-2017	(9) 2017-2020	(10) 2006-2009	(11) 2009-2017	(12) 2017-2020	(13) 2006-2009	(14) 2009-2017	(15) 2017-2020
C	0.004** (0.002)	0.002**** (0.000)	0.001 (0.002)	0.011**** (0.004)	0.001* (0.001)	-0.004 (0.003)	0.010** (0.004)	0.003**** (0.001)	-0.003** (0.001)	0.007**** (0.003)	0.001**** (0.000)	-0.002 (0.001)			
V.IPSA(-1)	0.169 (0.399)	0.699**** (0.192)	0.299 (0.479)	1.228*** (0.570)	-0.025 (0.321)	-1.017 (1.078)	-3.289 (3.985)	0.843**** (0.218)	1.484* (0.739)	1.119 (1.422)	0.320** (0.134)	0.131 (0.856)			
DIFMSTL(-1)	-0.009 (0.013)	0.001 (0.003)	-0.017* (0.009)	-0.015 (0.016)	-0.005 (0.004)	-0.013 (0.018)	-0.039 (0.042)	0.000 (0.005)	-0.034**** (0.011)	-0.016 (0.015)	-0.001 (0.003)	-0.016** (0.007)			
RV(-1)	0.162 (0.392)	0.132 (0.164)	-0.057 (0.607)	-0.820 (0.496)	0.299** (0.118)	0.415 (0.464)	1.235 (1.454)	-0.071 (0.151)	-1.133* (0.614)	-0.608 (0.752)	0.038 (0.153)	0.050 (0.687)			
RV(-2)	0.004 (0.158)	0.260** (0.112)	0.492** (0.225)	0.020 (0.152)	0.451* (0.246)	0.494* (0.259)	0.263 (0.357)	0.225 (0.176)	0.991**** (0.308)	-0.013 (0.070)	0.201** (0.092)	0.230**** (0.204)			
RV(-3)	0.238 (0.161)	-0.246**** (0.083)	-0.289 (0.322)	0.168 (0.188)	-0.192 (0.182)	-1.093**** (0.393)	0.179 (0.148)	-0.091 (0.077)	-1.098**** (0.298)	0.032 (0.078)	0.000 (0.138)	-0.140 (0.278)			
RV(-4)	0.003 (0.162)	-0.123* (0.062)	1.482 (0.889)	-0.185 (0.148)	-0.041 (0.098)	3.397**** (0.572)	-0.210 (0.170)	-0.090 (0.125)	2.351**** (0.751)	-0.045 (0.041)	-0.019 (0.086)	3.071**** (0.648)			
RV(-5)	-0.066 (0.106)	0.064 (0.068)	-0.490 (0.372)	-0.008 (0.108)	0.145 (0.150)	-0.287 (0.893)	-0.018 (0.048)	0.019 (0.091)	-0.021 (0.274)	-0.024 (0.026)	0.132 (0.202)	-1.227* (0.715)			
RV(-6)	0.024 (0.153)	0.078 (0.064)	-0.048 (0.348)	-0.028 (0.135)	0.006 (0.099)	0.871 (0.940)	-0.091 (0.124)	0.145 (0.111)	0.726**** (0.236)	-0.150 (0.117)	0.030 (0.093)	-0.207 (0.661)			
Observations	35	90	36	35	90	36	35	90	36	35	90	36			
R-squared	0.262	0.409	0.581	0.253	0.368	0.813	0.16	0.211	0.568	0.220	0.234	0.813			
Prob Wald (F-statistic)	0.000	0.000	0.000	0.397	0.000	0.000	0.289	0.000	0.000	0.792	0.000	0.000			

(Tabla 6) - La variable dependiente representa la volatilidad realizada mensual, RV(-1:-6) representa la volatilidad desde el primer hasta el sexto rezago de volatilidad realizada mensual. V.IPSA(-1) indica la volatilidad realizada mensual del ipsa rezagada en un periodo. DIF_MSTL(-1) representa la variable de estudio rezaga en un periodo mensual.

*p < 10%, **p < 5%, ***p < 1%

Fuente: Elaboración de los autores.

Análisis dentro de muestra por subperiodo para propuesto en la tabla 1 modelo a. Explicación para volatilidad realizada mensual de empresas con MSTL influyente y correlación alta 1.2

Variable	(1) 2006-2009	(2) BCI	(3) 2009-2017	(4) BCI	(5) 2006-2009	(6) COLBUN	(7) 2009-2017	(8) COLBUN	(9) 2017-2020	(10) COLBUN	(11) 2006-2009	(12) SONDA	(13) 2009-2017	(14) 2017-2020	(15) 2006-2009	(16) CAP	(17) 2009-2017	(18) CAP	(19) 2017-2020	(20) CAP
C	0.004**		0.002***		0.004**		0.002***		0.002***		0.002***		0.002***		0.002***		0.002***		0.002***	
	(0.002)		(0.001)		(0.002)		(0.002)		(0.002)		(0.001)		(0.001)		(0.005)		(0.005)		(0.005)	
VIPSA(-1)	-0.471		0.482***		-0.089		-0.143		0.485**		1.912		1.912		0.103		0.330		0.965**	
	(0.710)		(0.165)		(0.291)		(0.189)		(0.192)		(1.753)		(1.753)		(0.202)		(0.216)		(0.361)	
DIFMSTL(-1)	-0.013		0.002		-0.011		-0.004		0.000		-0.021		-0.014		-0.014		-0.003		-0.012	
	(0.012)		(0.003)		(0.014)		(0.008)		(0.002)		(0.013)		(0.014)		(0.014)		(0.004)		(0.014)	
RV(-1)	0.702		0.154		0.162		0.284		0.182		-2.045		0.027		0.027		0.079		-0.315*	
	(0.604)		(0.112)		(0.275)		(0.170)		(0.168)		(1.849)		(0.157)		(0.095)		(0.095)		(0.175)	
RV(-2)	-0.040		0.175		0.335		0.086		-0.027		1.782*		-0.013		0.105		0.105		0.227*	
	(0.133)		(0.158)		(0.287)		(0.114)		(0.169)		(1.040)		(0.106)		(0.099)		(0.128)		(0.128)	
RV(-3)	0.359**		-0.148**		-0.075		-0.046		-0.111		0.242		0.002		-0.037		-0.202		0.195	
	(0.165)		(0.070)		(0.302)		(0.091)		(0.170)		(0.404)		(0.103)		(0.057)		(0.189)		(0.184)	
RV(-4)	-0.340		0.033		1.489		0.113		-0.168		1.119		-0.158		-0.020		1.818***		0.093	
	(0.219)		(0.136)		(0.894)		(0.160)		(0.128)		(0.893)		(0.119)		(0.075)		(0.412)		(0.192)	
RV(-5)	0.275**		-0.085		-0.140		0.143		0.288*		1.234		-0.056		0.094		-0.956*		0.022	
	(0.112)		(0.087)		(0.359)		(0.176)		(0.149)		(1.354)		(0.089)		(0.101)		(0.496)		(0.245)	
RV(-6)	-0.300		0.099		0.038		-0.164*		-0.067		-0.020		-0.105		0.031		0.166		-0.142	
	(0.252)		(0.155)		(0.595)		(0.092)		(0.113)		(0.410)		(0.124)		(0.085)		(0.416)		(0.233)	
Observations	35		90		36		35		90		36		30		90		36		35	
R-squared	0.309		0.254		0.508		0.117		0.303		0.458		0.163		0.101		0.742		0.351	
Prob Wald (F-statistic)	0.000		0.000		0.000		0.014		0.000		0.000		0.003		0.010		0.000		0.000	

(Tabla 7) - La variable dependiente representa la volatilidad realizada mensual. RV(-1;-6) representa la volatilidad desde el primer hasta el sexto rezago de volatilidad realizada mensual. VIPSA(-1) indica la volatilidad realizada mensual del ipisa rezagada en un periodo. DIF.MSTL(-1) representa la variable de estudio rezaga en un periodo mensual.

*p < 10%, **p < 5%, ***p < 1%

Fuente: Elaboración de los autores.

Analisis dentro de muestra por subperiodo para propuesio en la tabla 1 modelo a. Explicación para volatilidad realizada mensual de empresas con MSTL influyente y correlación baja

Variable	(1) 2006-2009	(2) 2009-2017	(3) 2017-2020	(4) 2006-2009	(5) 2009-2017	(6) 2017-2020	(7) 2006-2009	(8) 2009-2017	(9) 2017-2020	(10) 2006-2009	(11) 2009-2017	(12) 2017-2020	(13) 2006-2009	(14) 2009-2017	(15) 2017-2020
C	0.010** (0.004)	0.005*** (0.001)	0.007 (0.004)	0.004** (0.001)	0.002** (0.001)	-0.003 (0.002)	0.006*** (0.002)	0.002*** (0.001)	0.002 (0.001)	0.014** (0.006)	0.015 (0.009)	0.015 (0.009)	0.015 (0.009)	0.015 (0.009)	0.027 (0.022)
V.IPSA(-1)	-0.112 (0.296)	0.242 (0.242)	0.280 (0.260)	0.126 (0.211)	0.143 (0.099)	0.486 (0.600)	0.261** (0.122)	-0.010 (0.181)	0.639** (0.309)	-0.219 (0.380)	1.350 (2.253)	1.350 (2.253)	1.350 (2.253)	1.350 (2.253)	1.216 (2.174)
DIF.MSTL(-1)	-0.026* (0.014)	-0.007 (0.005)	-0.066** (0.028)	-0.010 (0.007)	0.002 (0.002)	-0.008 (0.012)	-0.004 (0.006)	-0.008** (0.004)	-0.010 (0.012)	-0.009 (0.020)	-0.009 (0.034)	-0.009 (0.034)	-0.009 (0.034)	-0.009 (0.034)	0.000 (0.011)
RV(-1)	0.111 (0.233)	0.407*** (0.112)	0.074 (0.139)	-0.340 (0.415)	0.136** (0.054)	-0.249 (0.423)	-0.109 (0.283)	0.139* (0.072)	-0.170 (0.165)	0.249 (0.193)	-0.006 (0.024)	-0.006 (0.024)	-0.006 (0.024)	-0.006 (0.024)	-0.394 (0.669)
RV(-2)	0.213 (0.158)	0.100 (0.133)	0.344*** (0.120)	0.049 (0.165)	-0.015 (0.056)	0.879*** (0.276)	0.172 (0.212)	0.185 (0.119)	0.212* (0.119)	-0.045 (0.081)	-0.045 (0.081)	-0.045 (0.081)	-0.045 (0.081)	-0.045 (0.081)	-0.170 (0.266)
RV(-3)	-0.090 (0.109)	-0.276*** (0.092)	-0.159 (0.126)	0.274 (0.210)	0.021 (0.025)	-1.048*** (0.358)	-0.043 (0.126)	-0.046 (0.090)	0.052 (0.103)	-0.040 (0.128)	-0.040 (0.128)	-0.040 (0.128)	-0.040 (0.128)	-0.040 (0.128)	-0.019* (0.010)
RV(-4)	-0.172 (0.168)	0.016 (0.104)	0.393 (0.235)	-0.163 (0.141)	-0.039 (0.027)	3.236*** (0.820)	0.000 (0.199)	0.045 (0.086)	0.654*** (0.177)	-0.147 (0.093)	-0.023 (0.015)	-0.023 (0.015)	-0.023 (0.015)	-0.023 (0.015)	0.088 (0.269)
RV(-5)	0.036 (0.096)	0.100 (0.106)	-0.273 (0.208)	-0.001 (0.149)	0.032 (0.102)	-0.397*** (0.099)	0.053 (0.145)	0.208 (0.128)	-0.773 (0.671)	-0.054 (0.153)	0.025 (0.029)	0.025 (0.029)	0.025 (0.029)	0.025 (0.029)	-0.768 (0.738)
RV(-6)	0.043 (0.110)	-0.016 (0.082)	0.058 (0.143)	-0.081 (0.171)	-0.126 (0.138)	0.148 (0.126)	-0.186 (0.169)	-0.085 (0.056)	0.494 (0.591)	0.179 (0.184)	0.080 (0.139)	0.080 (0.139)	0.080 (0.139)	0.080 (0.139)	0.009 (0.291)
Observations	35	90	36	35	90	36	35	90	36	35	90	36	35	90	36
R-squared	0.290	0.282	0.429	0.259	0.029	0.777	0.189	0.154	0.565	0.123	0.023	0.023	0.023	0.023	0.060
Prob Wald F-statistic	0.000	0.000	0	0.790	0.006	0.000	0.030	0.001	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.038	0.883

(Tabla 8) - La variable dependiente representa la volatilidad realizada mensual. RV(-1;-6) representa la volatilidad desde el primer hasta el sexto rezago de volatilidad realizada mensual. V.IPSA(-1) indica la volatilidad realizada mensual del ipsa rezagada en un periodo. DIF.MSTL(-1) representa la variable de estudio rezaga en un periodo mensual.

*p < 10%, **p < 5%, ***p < 1%

Fuente: Elaboración de los autores.

3.4 Relevancia MSTL para rentabilidad (dentro de muestra).

A raíz de los resultados obtenidos a partir de la medición de significancia de la variable de estudio MSTL del mercado en la explicación de volatilidad de las 26 empresas en evaluación, es razonable pensar que esta se pueda utilizar para explicar la rentabilidad de las compañías. Es por esto, que tomamos los modelos propuestos utilizados para la explicación de volatilidad, pero se cambian las variables volatilidad realizada mensual de cada compañía a rentabilidad logarítmica mensual individual y la volatilidad realizada del S&P Ipsa por rentabilidad logarítmica mensual del S&P Ipsa, con la finalidad de ver si la red de mercado con los mismos modelos propuestos puede explicar la rentabilidad de las compañías. Sin embargo, al evaluar las 26 empresas con el período total de información (noviembre de 2006 hasta abril de 2020), no encontramos significancia de la variable de estudio en los modelos propuestos para ninguna de las compañías como se refleja en las tablas 9-10, es decir, la red de mercado no aporta información adicional relevante respecto al modelo Benchmark para explicar la rentabilidad de las 26 compañías en evaluación.

Además, al evaluar la variable de estudio MSTL, podemos apreciar que la red no tiende a explicar de la misma forma a todas las compañías, debido a que los cambios en la variable MSTL no guardan una relación definida respecto a la rentabilidad de estas, ya que los rendimientos de los activos son difíciles de pronosticar (Rapach, D. & Zhou, G., 2013) a diferencia de lo que sucede en el caso de la volatilidad realizada mensual, ya que cuando el MSTL aumenta (expansión de la red), la volatilidad disminuye y viceversa. Por lo tanto, al analizar la tendencia de la red de mercado (MSTL) respecto a la rentabilidad, el inversionista no podría notar una tendencia clara de rentabilidad de los activos presentes en su cartera, respecto al comportamiento del mercado.

Analisis dentro de muestra para propueso en la tabla 1 modelo b. Explicación para rentabilidad logaritmica mensual de empresas con alta correlación

Variable	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)
C	COPEC	FALABELLA	CENCOSUD	CHILE	BSANTANDER	CMPC	BCI	ENELAM	ENTEL	COLBUN	SONDA	RIPLEY	CAP	
R.IPSA(-1)	0.212 (0.206)	0.295 (0.216)	0.129 (0.219)	-0.024 (0.118)	-0.009 (0.153)	-0.094 (0.164)	0.173 (0.200)	-0.241 (0.194)	0.155 (0.101)	-0.043 (0.165)	0.229 (0.164)	0.429 (0.280)	0.156 (0.300)	
DIF.MSTL(-1)	0.045 (0.060)	0.054 (0.050)	-0.028 (0.049)	0.031 (0.038)	-0.025 (0.040)	0.060 (0.064)	0.050 (0.050)	-0.046 (0.050)	-0.041 (0.043)	-0.023 (0.051)	-0.013 (0.047)	-0.016 (0.085)	-0.018 (0.089)	
R(-1)	-0.202* (0.115)	-0.251* (0.131)	-0.047 (0.123)	0.015 (0.121)	-0.052 (0.112)	-0.002 (0.094)	-0.069 (0.125)	0.043 (0.142)	-0.229*** (0.092)	-0.035 (0.116)	-0.091 (0.105)	-0.150 (0.129)	0.053 (0.123)	
R(-2)	0.018 (0.089)	-0.085 (0.077)	0.076 (0.080)	0.085 (0.064)	0.085 (0.083)	0.101 (0.069)	-0.011 (0.062)	0.001 (0.082)	-0.019 (0.131)	-0.044 (0.114)	-0.041 (0.083)	-0.071 (0.106)	0.121* (0.069)	
R(-3)	0.054 (0.084)	0.185** (0.073)	-0.045 (0.082)	0.124 (0.097)	0.107 (0.072)	-0.013 (0.090)	0.129* (0.076)	-0.277** (0.110)	0.122 (0.093)	-0.099 (0.082)	0.076 (0.091)	0.069 (0.074)	0.020 (0.077)	
R(-4)	0.061 (0.074)	0.183 (0.125)	0.094 (0.096)	-0.037 (0.075)	0.001 (0.084)	0.089 (0.073)	-0.054 (0.076)	-0.127 (0.084)	0.227 (0.181)	-0.044 (0.136)	0.003 (0.094)	0.072 (0.124)	-0.044 (0.095)	
R(-5)	-0.046 (0.085)	0.147* (0.081)	0.150*** (0.074)	-0.050 (0.085)	-0.063 (0.072)	-0.037 (0.095)	0.114 (0.076)	-0.077 (0.076)	-0.212*** (0.073)	-0.022 (0.086)	-0.010 (0.092)	0.035 (0.085)	-0.011 (0.064)	
R(-6)	0.012 (0.089)	0.058 (0.091)	0.049 (0.085)	0.077 (0.107)	-0.133 (0.091)	0.117 (0.087)	-0.019 (0.104)	-0.046 (0.103)	-0.138 (0.089)	-0.126 (0.097)	-0.031 (0.083)	-0.048 (0.105)	0.042 (0.070)	
R-squared	0.037	0.101	0.051	0.328	0.040	0.060	0.053	0.097	0.118	0.028	0.022	0.036	0.027	
Observations	156	156	156	156	156	156	156	156	156	156	156	156	156	
Prob Wald (F-statistic)	0.162	0.020	0.107	0.723	0.333	0.265	0.327	0.051	0.002	0.900	0.907	0.912	0.508	

(Tabla 9) - La variable dependiente representa rentabilidad mensual, R(-1):-(-6) representa la rentabilidad logaritmica desde el primer hasta el sexto rezago mensual. R.IPSA(-1) indica la rentabilidad logaritmica mensual del ipsa rezagada en un periodo. DIF.MSTL(-1) representa la variable de estudio rezaga en un periodo mensual.

*p < 10%, **p < 5%, ***p < 1%

Fuente: Elaboración de los autores.

Análisis dentro de muestra para propuesto en la tabla 1 modelo b. Explicación para rentabilidad logarítmica mensual de empresas con alta correlación

Variable	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)
Variable	AESGENER	PARAUCO	ITAUCCORP	ANDINAB	ECL	SALFACORP	CCU	SOMB	IAM	AGUASA	ONCHATORO	SECURITY	VAPORES	
C	0.002 (0.005)	0.006 (0.007)	0.002 (0.006)	0.003 (0.005)	0.006 (0.006)	-0.004 (0.009)	0.007 (0.005)	0.008 (0.008)	0.004 (0.004)	0.006 (0.005)	0.005 (0.005)	0.004 (0.006)	0.004 (0.011)	
RJPSA(-1)	-0.217 (0.152)	0.275 (0.175)	0.002 (0.176)	0.046 (0.100)	-0.034 (0.185)	0.076 (0.265)	0.044 (0.113)	-0.180 (0.181)	0.023 (0.113)	0.038 (0.099)	0.230* (0.136)	0.246 (0.155)	0.376 (0.322)	
DIF.MSTL(-1)	-0.042 (0.046)	-0.025 (0.054)	0.005 (0.042)	-0.056 (0.035)	-0.068 (0.052)	-0.094 (0.104)	-0.033 (0.034)	0.027 (0.065)	-0.029 (0.029)	-0.014 (0.029)	-0.037 (0.046)	0.048 (0.055)	0.008 (0.115)	
R(-1)	0.121 (0.121)	0.019 (0.133)	0.172 (0.121)	-0.172* (0.087)	0.043 (0.135)	0.092 (0.127)	-0.119 (0.093)	0.071 (0.140)	0.045 (0.108)	-0.086 (0.089)	-0.243** (0.109)	-0.053 (0.108)	-0.030 (0.109)	
R(-2)	0.031 (0.079)	0.015 (0.063)	-0.061 (0.088)	-0.024 (0.077)	0.059 (0.092)	-0.129 (0.081)	0.054 (0.079)	0.136 (0.088)	0.008 (0.058)	0.012 (0.079)	-0.026 (0.107)	0.019 (0.076)	0.013 (0.079)	
R(-3)	-0.134 (0.100)	-0.048 (0.093)	0.112 (0.091)	-0.047 (0.089)	-0.023 (0.085)	0.029 (0.103)	0.064 (0.076)	-0.086 (0.110)	0.132 (0.095)	0.085 (0.109)	-0.143** (0.061)	0.082 (0.087)	0.113 (0.072)	
R(-4)	0.074 (0.098)	0.126 (0.122)	0.085 (0.138)	0.131 (0.096)	0.080 (0.098)	0.151* (0.091)	-0.005 (0.074)	-0.041 (0.099)	0.152 (0.095)	0.045 (0.098)	-0.088 (0.091)	0.079 (0.078)	0.174** (0.070)	
R(-5)	-0.040 (0.082)	0.148* (0.081)	0.186** (0.086)	0.072 (0.060)	0.025 (0.097)	0.187* (0.095)	-0.092 (0.079)	-0.050 (0.082)	-0.214** (0.084)	-0.110 (0.089)	0.061 (0.109)	-0.051 (0.065)	-0.045 (0.084)	
R(-6)	-0.041 (0.105)	-0.123 (0.102)	-0.081 (0.092)	0.031 (0.073)	0.019 (0.082)	-0.006 (0.078)	-0.014 (0.087)	0.062 (0.058)	0.038 (0.071)	0.002 (0.089)	-0.018 (0.090)	-0.123* (0.072)	-0.009 (0.098)	
R-squared	156	156	156	156	156	156	156	156	156	156	156	156	156	
Observations	0.052	0.078	0.082	0.066	0.029	0.104	0.034	0.039	0.099	0.030	0.076	0.065	0.059	
Prob Wald (F-statistic)	0.299	0.179	0.211	0.060	0.889	0.011	0.412	0.882	0.023	0.519	0.048	0.105	0.049	

(Tabla 10) - La variable dependiente representa la rentabilidad mensual. R(-1:-6) representa la rentabilidad logarítmica desde el primer hasta el sexto rezago mensual. RJPSA(-1) indica la rentabilidad logarítmica mensual del ipsa rezagada en un periodo. DIF.MSTL(-1) representa la variable de estudio rezaga en un periodo mensual.

*p < 10%, **p < 5%, ***p < 1%
Fuente: Elaboración de los autores.

3.5 Predicción de volatilidad realizada incorporando MSTL a modelos Benchmark fuera de muestra.

Las tablas 11-12 muestran los resultados del test ENCNEW (Clark & McCracken, 2001) en el análisis fuera de muestra para las 26 compañías en evaluación. Estas tablas se enfocan en los modelos propuestos descritos en la tabla 2 y los resultados corresponden a la diferencia estadística entre los modelos propuestos presentados en tabla 2 versus los modelos Benchmark presentados en tabla 2, tomando en consideración un 30% del total de la muestra ($p/r = 0.4$) para realizar el pronóstico.

La tabla 11 muestra la significancia de los modelos predictivos fuera de muestra para las empresas con correlación alta (según división realizada dentro de muestra). Al comparar el modelo Benchmark $ar(3)$ con el modelo propuesto $ar(3)$ mstl donde incorporamos la variable de estudio encontramos significancia estadística para 6 de las 13 compañías en evaluación, es decir para un 46.15% de las compañías denominadas con correlación alta respecto a la red. Cabe señalar que para Cencosud, Sonda y Ripley la probabilidad de rechazo de la hipótesis nula es mejor que 1%. Por último, para las otras 3 empresas donde se encuentra significancia estadística, el nivel de rechazo es superior al 95% para Chile y Falabella y superior a 90% en el caso de Copec.

En el caso del $ar(6)$ mstl, encontramos significancia para 5 de las 13 compañías en evaluación. Al igual que en el modelo $ar(3)$ mstl, el modelo $ar(6)$ mstl tiene una probabilidad de rechazo mejor que 1% para las mismas compañías, y para las otras acciones la situación es similar también al modelo anteriormente mencionado con nivel de rechazo superior al 95% para Chile y superior al 90% para Falabella. Sin embargo, en el caso de Copec no es posible rechazar la hipótesis nula con una certeza superior al 90%.

Por otra parte, en el modelo $ar(3)$ v.ispa mstl encontramos significancia en 8 de las 13 compañías. Al observar los resultados de la comparativa del test ENCNEW, existen 3 compañías con probabilidad de rechazo de la hipótesis nula mejor a 1%; Chile, Sonda y Ripley, 2 con una

probabilidad superior al 95% (Falabella y Cencosud) y 3 con probabilidad mayor al 90%; Copec, BSantander y Cap.

Por último, en el modelo ar(6) v.ipsa mstl existe significancia para 7 de las 13 compañías. La probabilidad de rechazo de las compañías es mejor que 99% para 3 empresas (Cencosud, Sonda y Ripley), mejor que el 95% para 3 acciones (Falabella, Chile y Cap) y superior al 90% para Copec.

Por otra parte, en la tabla 12 ilustramos la significancia de los modelos predictivos fuera de muestra para las empresas con correlación baja. Al comparar los modelos ar(3) entre el propuesto (incluyendo MSTL) y el Benchmark, evidenciamos significancia para 3 de 13, donde en 2 de las compañías existe probabilidad de rechazo superior al 99% (Conchatoro y Salfacorp) y la restante tiene una probabilidad de rechazo superior al 95% (Ecl).

En el caso de la comparativa entre modelos ar(6) Benchmark y ar(6) mstl propuesto, encontramos significancia en 3 de las 13 compañías. En las empresas donde se encuentra significancia, 2 tienen una probabilidad de rechazo superior al 99% (Salfacorp y Conchatoro) y 1 superior al 95% (Ecl).

Por otra parte, al comparar los modelos ar(3) v.ipsa y ar(3) v.ipsa mstl, encontramos significancia en 4 de las 13 empresas, distribuidas de la siguiente manera; 2 de las 4 (Salfacorp y Conchatoro) tienen una probabilidad de rechazo superior al 99% y las 2 restantes superior al 95% (Ecl y Vapores).

Por último, en los modelos ar(6) v.ipsa y ar(6) v.ipsa mstl, encontramos significancia en 4 de las 13 compañías. Las probabilidades de rechazo son superiores al 99% en 3 de las 4 compañías (Ecl, Salfacorp y Conchatoro) y superior al 95% para la empresa Vapores.

Como tendencia general, observamos un buen rendimiento en la comparativa entre los modelos Benchmark y los modelos propuestos. Podemos suponer que esto se debe en parte a que la predicción de volatilidad se realiza con información diaria del mercado bursátil, empleándola de manera mensual, lo que ayuda a aumentar las probabilidades de éxito en este tipo de estudios (Wang, H., 2019). La tendencia indica que las empresas con mayor correlación respecto a la red son en las que se podemos encontrar mayor significancia, versus las compañías de menor correlación.

En general podemos observar que al evaluar la variable en estudio fuera de muestra mediante ventanas rodantes y una superación del sobreajuste del modelo (Clark, T. E., 2004), la cuantificación de la red de correlaciones logra una mejor efectividad estadística incorporándose a cualquier modelo, generando una mayor significancia para las acciones con mayor importancia (correlación alta). Esto nos indica la importante influencia que demuestra el contagio del mercado para la explicación de la volatilidad mensual en el mercado chileno.

Análisis fuera de muestra para benchmark y propuestos en la tabla 2. Explicación para volatilidad realizada mensual de empresas con correlación alta

Modelo	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)
art(3) mstl	0.817*		1.157**	2.39***	1.894**	0.473	-0.308	0.025	-0.323	-0.284	-0.068	3.247***	2.572***	0.119
art(6) mstl	0.568		0.858*	2.38***	1.852**	0.24	-0.068	0.002	-0.352	-0.367	-0.1	3.742***	2.477***	0.452
art(3) v:ipssa mstl	1.002*		1.792***	2.058**	2.371***	0.827*	-0.353	0.516	-0.468	-0.719	-0.033	2.631***	2.829***	0.792*
art(6) v:ipssa mstl	0.777*		1.69***	2.409***	1.999**	0.62	-0.088	0.389	-0.52	-0.736	0.02	3.031***	2.321***	1.497**

(Tabla 11) - La variable dependiente representa la volatilidad realizada mensual art(3) mstl representa 3 rezagos de volatilidad más diferencia mstl rezagada, art(6) mstl representa 6 rezagos de volatilidad más diferencia de mstl rezagada, art(3) v:ipssa mstl representa 3 rezagos de volatilidad más un rezago de volatilidad ipssa más diferencia mstl rezagada y art(6) v:ipssa mstl representa 6 rezagos temporales de volatilidad realizada más volatilidad ipssa y diferencia mstl rezagada.

* $p < 10\%$, ** $p < 5\%$, *** $p < 1\%$

Fuente: Elaboración de los autores.

Análisis fuera de muestra para benchmark y propuestos en la tabla 2. Explicación para volatilidad realizada mensual de empresas con correlación baja

Modelo	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)
art(3) mstl	0.174		-0.344	-0.008	-0.47	1.896**	6.17***	0.324	-0.606	0.279	-0.298	3.269***	-0.045	-0.202
art(6) mstl	0.252		-0.053	0.105	-0.495	1.712**	7.53***	0.181	-0.814	0.074	-0.269	3.312***	-0.363	-0.125
art(3) v:ipssa mstl	-0.058		-0.363	0.415	-0.419	1.889**	7.016***	-0.027	-0.448	0.047	-0.34	2.341***	-0.28	1.263**
art(6) v:ipssa mstl	0.007		-0.159	0.574	-0.379	2.223***	9.345***	-0.185	-0.841	0.028	-0.321	2.765***	-0.664	1.153**

(Tabla 12) - La variable dependiente representa la volatilidad realizada mensual, art(3) mstl representa 3 rezagos de volatilidad más diferencia mstl rezagada, art(6) mstl representa 6 rezagos de volatilidad más diferencia de mstl rezagada, art(3) v:ipssa mstl representa 3 rezagos de volatilidad más un rezago de volatilidad ipssa más diferencia mstl rezagada y art(6) v:ipssa mstl representa 6 rezagos temporales de volatilidad realizada más volatilidad ipssa y diferencia mstl rezagada.

* $p < 10\%$, ** $p < 5\%$, *** $p < 1\%$

Fuente: Elaboración de los autores.

3.6 Análisis de volatilidad realizada dentro y fuera de muestra para S&P Ipsa.

En la tabla 13 observamos la explicación de volatilidad realizada dentro de muestra para el S&P Ipsa, tanto para al analizar el total de la muestra como para los subperíodos estudiados en el apéndice 3.3. En el período total de observaciones ($n=161$), encontramos que la variable de estudio DIF.MSTL tiene significancia estadística al 10% en la volatilidad realizada del índice, validando la hipótesis nula dentro de muestra. Estos resultados complementan el estudio realizado por (Magner, et. al., 2020), quienes no encuentran significancia estadística para la variación de MSTL como variable rezagada mensual explicativa del S&P Ipsa al evaluar una red de mercados globales, por lo que se infiere que al principal índice bursátil chileno le influye mayormente el riesgo sistemático interno respecto a su red de correlaciones con índices mundiales.

Por otra parte, al evaluar las submuestras, en el período entre noviembre de 2006 y octubre de 2009, encontramos que esta variable no tiene poder explicativo sobre el principal índice de mercado chileno. En cuanto al período comprendido entre septiembre 2009 y marzo 2017, la variable tampoco presenta significancia estadística en la explicación de volatilidad realizada del índice. Por último, en el tercer período de estudio abril 2017 hasta abril 2020, encontramos significancia estadística de esta variable al 10%, lo que guarda relación a los resultados obtenidos en la explicación de volatilidad individual de algunas de las compañías pertenecientes al índice, ya que es posible inferir que los períodos más recientes es donde la red aporta información con mayor relevancia en la explicación de volatilidad realizada tanto individual como del principal mercado bursátil nacional.

Por último, en la tabla 14 mostramos los resultados del test ENCNEW para la comparación del modelo propuesto con el modelo Benchmark fuera de muestra. A diferencia de los resultados encontrados al realizar este análisis de forma individual, encontramos que al analizar el índice de manera global el modelo no se encuentra significancia estadística para el rechazo de la hipótesis nula.

Analisis dentro de muestra de propuesto en la tabla 1 modelo c, para explicar volatilidad realizada mensual de S&P Ipsa.

Variable	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	S&P IPSA	S&P IPSA	S&P IPSA	S&P IPSA	S&P IPSA
	2006-2009 2009-2017 2017-2020				
C	0.001***	0.004**	0.001***		-0.003
	(0.000)	(0.002)	(0.000)		(0.002)
DIFMSTL(-1)	-0.007*	-0.010	-0.002		-0.012*
	(0.004)	(0.012)	(0.003)		(0.007)
V.IPSA(-1)	0.099*	0.109	0.403***		-0.059
	(0.052)	(0.120)	(0.130)		(0.169)
V.IPSA(-2)	0.172	-0.034	0.479***		1.209**
	(0.128)	(0.096)	(0.210)		(0.540)
V.IPSA(-3)	0.013	0.120	-0.306***		-1.387
	(0.151)	(0.155)	(0.094)		(0.972)
V.IPSA(-4)	0.250	-0.167	-0.217**		3.995
	(0.363)	(0.146)	(0.094)		(2.401)
V.IPSA(-5)	0.041	0.027	0.206*		-0.033
	(0.055)	(0.061)	(0.118)		(1.078)
V.IPSA(-6)	-0.046	-0.115	0.064		0.266
	(0.073)	(0.129)	(0.085)		(0.776)
Observations	161	35	90		36
R-squared	0.076	0.141	0.431		0.528
Prob Wald (F-statistic)	0.000	0.128	0.000		0.000

(Tabla 13) - La variable dependiente representa la volatilidad realizada mensual, V.IPSA(-1:-6) representa la volatilidad desde el primer hasta el sexto rezago de volatilidad realizada mensual. DIF.MSTL(-1) representa la variable de estudio rezaga en un periodo mensual.

*p < 10%, **p < 5%, ***p < 1%

Fuente: Elaboración de los autores.

Analisis fuera de muestra para benchmark y propuestos en la tabla 2.

Explicación para volatilidad realizada mensual de S&P Ipsa.

Modelo	(1)	(2)
ar(3) mstl		S&P IPSA
ar(6) mstl		0.052
		0.111

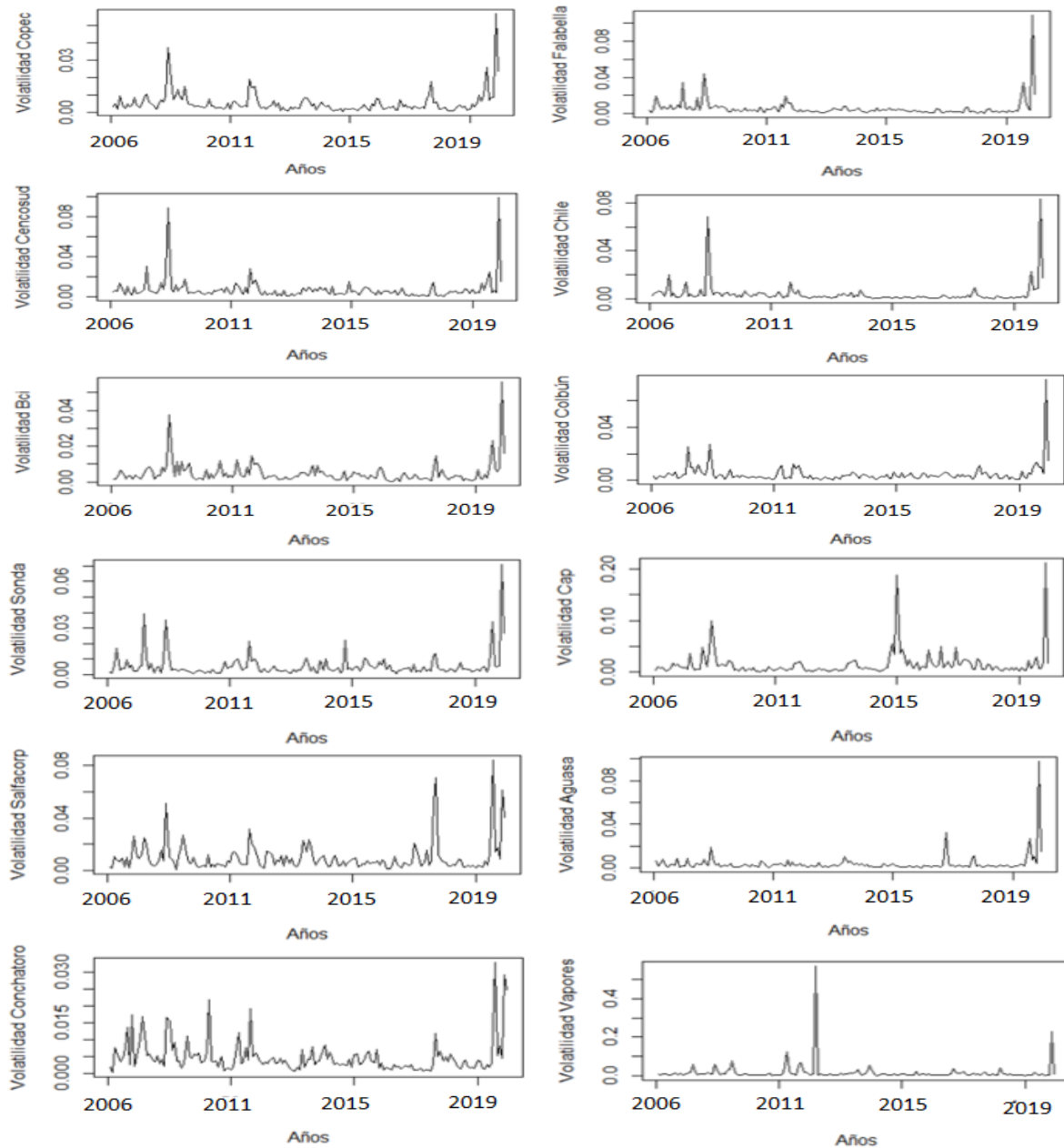
(Tabla 14) - La variable dependiente representa la volatilidad realizada mensual, ar(3) mstl representa 3 rezagos de volatilidad más diferencia msl rezagada, ar(6) mstl representa 6 rezagos de volatilidad más diferencia de msl rezagada.

*p < 10%, **p < 5%, ***p < 1%

Fuente: Elaboración de los autores.

3.7 Volatilidad histórica de acciones con MSTL influyente.

En la figura 4 mostramos gráficamente la volatilidad mensual de las acciones con MSTL influyente entre noviembre del 2006 a abril de 2020. Podemos observar que la volatilidad de estas empresas es significativa en periodos denominados como crisis (Schwert, G. W. 2011), donde, el MSTL del mercado disminuye. Los periodos con estabilidad económica presentan poca volatilidad para estas acciones, por lo que el riesgo se minimiza, incrementando el MSTL y aumentando la efectividad en la diversificación de portafolio.



(Figura 4) - Volatilidad mensual de las 12 acciones con MSTL influyente (MSTL rezagado 1 mes significativo al 10% para explicación de volatilidad) entre noviembre del 2006 a abril de 2020.

Podemos observar que la crisis subprime impactó a las 12 acciones en evaluación, presentando un impacto prolongado en la empresa Conchatoro, donde luego de la recesión todas las acciones chilenas retomaron gradualmente sus rendimientos óptimos con menor volatilidad. Durante la disminución significativa en el consumo chileno en el año 2015, las acciones afectadas en su volatilidad fueron Cap y Sonda, evidenciando sensibilidad en el precio de sus acciones. Al comienzo del estallido social interno del país chileno (octubre 2019), los precios de las acciones en Chile se vieron afectados en proporción comparable con los efectos de la crisis subprime en el mercado americano (Gao, H. L., & Mei, D. C. 2019). Esta situación se agravó posteriormente producto de la pandemia global, llevando los niveles de volatilidad de estas acciones a números sin precedentes respecto al período analizado. Por el contrario, el tamaño de la red (MSTL) disminuyó significativamente, ya que el impacto de la crisis sobre estas empresas ha sido intenso, generando inconvenientes sistemáticos en la red, es decir, la crisis económica sostenida provocada por el estallido social y la pandemia han generado tales niveles de incertidumbre traspasados al mercado como volatilidad que la gran mayoría de las compañías chilenas, en este caso las 12 que se ven más impactadas por la red (variable de estudio) han sufrido los efectos económicos de manera similar, generando el aumento de correlación entre dichas firmas y por consecuencia la disminución del tamaño de la red de mercado. Lo anterior indica que la volatilidad y el tamaño de la red se relacionan negativamente.

4. Discusión

Validamos la hipótesis central al aplicar la herramienta MSTL para las acciones importantes de Chile, generando información relevante tanto para los inversionistas aversos al riesgo, como para las entidades reguladoras de mercados financieros. Al aplicar la cuantificación de la herramienta en evaluación, dentro de muestra, validamos nuestra hipótesis de causalidad de granger para 12 de las 26 empresas en evaluación con un 10% de significancia estadística, siendo un importante hallazgo para la literatura y cercanía a la predicción de volatilidad realizada de los activos, generando además, mayor información rezagada que la volatilidad del mercado global (DIF.MSTL mayor significancia estadística que v.ipsa). En cuanto a la predicción de volatilidad realizada,

encontramos fuera de muestra en general buenos resultados al analizar el test ENCNEW, ya que existe significancia estadística en alguno de nuestros modelos para 12 de las 26 empresas.

Al analizar el tamaño de la red (MSTL) encontramos que los factores económicos (crisis) tienen una gran influencia en las variaciones negativas del tamaño de la red, en contraste con lo que menciona Roll, R., (1992), quien dice que la cantidad de sectores industriales de los países son los que definen principalmente la variación de la red, ya que plantea que países con menor cantidad de industrias similares, presentan un menor tamaño en su red de mercado, mientras que en Chile, pese a tener una gran variedad de sectores industriales en el mercado bursátil, la cuantificación de la red presenta un tamaño promedio de 16 (MSTL aproximado), muy por debajo de la máxima distancia total posible (MSTL 50 para los 26 activos).

Por otra parte, observamos que la red del principal mercado bursátil chileno, luego de un periodo álgido en la economía o valores mínimos, tiende a incrementar su cuantificación, logrando superar su media o incluso doblando el tamaño de la red evidenciada durante el evento previo, en contraste con lo que mencionan Li, W., Hommel, U., & Paterlini, S. (2018), quien sostiene que una disminución constante de la red puede incluso tornarse irreversible tras shocks económicos.

En cuanto a analizar la red por períodos para las ocho empresas con correlación alta y significancia estadística, se encuentra que en los años más recientes se ha aumentado la longitud de esta y con ello la significancia de la variable de estudio en parte de las compañías en evaluación en contraste con lo que menciona Coelho et. al., (2007) quien dice que la red de mercado disminuye sus distancias al pasar el tiempo, generando que la información del mercado se traspasa con una influencia más significativa. Lo anterior indica que la información de la red de correlaciones del mercado cada vez puede ser un foco de mayor relevancia, incrementando además el conocimiento de las variables explicativas efectivas que comúnmente se utilizan para explicar la volatilidad,

entre ellas las noticias financieras que menciona Jiang, G. J., Konstantinidi, E., & Skiadopoulos, G. (2012).

La técnica de cuantificación de redes del mercado chileno genera información relevante para el regulador al detectar periodos con alta acumulación de riesgo sistemático. Adicionalmente, la diversificación de activos chilenos al portafolio de inversores se torna menos eficiente en los periodos donde el MSTL tiende a su mínimo. Los activos con alta correlación pueden representar un problema para la diversificación no logrando el objetivo de disminución de riesgo. Por el contrario, los nodos con menor centralidad son una buena oportunidad para diversificar debido a su diversidad de comportamiento con las demás acciones.

La interacción en la red se ha tornado relevante para las compañías al pasar el tiempo, siendo esta información y cuantificación útil para mejorar en el campo de pronósticos de volatilidad permitiendo diversificar de manera más eficiente y la posibilidad de adquirir instrumentos de coberturas con mayor precisión. La variable de estudio aporta mayor información para la volatilidad realizada de las empresas del S&P Ipsa en comparación al aporte de la volatilidad del índice de mercado rezagada en un período.

Nuestro estudio aporta al cuerpo de la literatura latinoamericana haciendo énfasis en la literatura nacional aportando datos sobre el contagio sistémico del mercado chileno (S&P. Ipsa) durante los últimos 15 años mediante un modelo escasamente empleado en el país, donde, previos estudios solo incluyen al índice accionario S&P Ipsa en análisis globales de mercados financieros, sin aportar detalles ni análisis interno del mercado bursátil chileno. Además, al mezclar los campos investigativos de redes financieras y pronósticos financieros (Magner, et.al., 2020), se explora y aporta una técnica de gran valor para la generación de información sobre la acumulación de riesgo en el sistema financiero nacional. Por último, hallamos una variable explicativa de gran importancia para pronosticar la volatilidad futura de activos bursátiles chilenos.

Al realizar el estudio extraemos la información de las empresas más relevantes en el mercado financiero chileno (S&P Ipsa), ya que poseen los mayores volúmenes de transacciones bursátiles día a día y tienen los market caps más altos del mercado, es decir, tienen una gran relevancia y representatividad del mercado. Además, se descartan las empresas que no cuentan con el total de observaciones del período en estudio y solo se utilizan las empresas que cotizaron durante todos los periodos (26) entre noviembre de 2006 y abril de 2020, dejando fuera de análisis 4 actuales compañías pertenecientes al índice. Al incluir mayor cantidad de empresas a un estudio científico de similares características, en el mercado chileno, se debería encontrar efectividad estadística en similar proporción de empresas, mientras que al aplicar esta técnica a otros países, los resultados dependen de la estabilidad económica de la nación en estudio, donde, en caso de evaluar un país inestable, los resultados de la red tendrán menor significancia estadística dado la diversidad en las variables explicativas cuantitativas y cualitativas. Además, cabe señalar que existen mercados con una diversidad de sectores industriales mayor al mercado nacional y que además cuentan con un número de compañías muy superior al del mercado nacional, por lo que se deben considerar otro tipo de agrupaciones y probablemente otras variables financieras al momento de realizar el estudio.

El testeo y validación de la hipótesis, tanto fuera como dentro de muestra, la realizamos con datos mensuales, por lo que, al replicar el estudio con menor horizonte temporal, se disminuye la efectividad de validación de hipótesis en aquellos pronósticos de volatilidad realizada (Wang, H., 2019). Por último, testeamos y mejoramos los modelos Benchmark autorregresivos elegidos para este estudio, por lo que es importante analizar si esta variable tiene un alto poder explicativo al ser incorporada en otros tipos de modelos econométricos.

Creemos que dado los resultados obtenidos en este estudio resulta interesante probar el poder predictivo de las redes financieras, en específico MSTL, en otras variables financieras como por ejemplo rentabilidad, ya que, pese a no encontrar resultados favorables, es posible que existan otros factores influyentes que permitan ayudar a explicar de mejor manera el comportamiento y

un posible pronóstico de esta. Además, evaluar qué factores adicionales tanto cualitativos como cuantitativos tienen en común las compañías en las que se encuentre la significancia estadística de la variable de estudio. Por último, plantear que otros tipos de cuantificaciones de volatilidad puede resultar aportar más información a los mercados financieros para realizar estimaciones y pronósticos de forma más precisa.

5. Conclusiones

La incertidumbre en el mercado bursátil tiende a impactar rápidamente la red de mínima distancia (MST) aumentando la correlación de rentabilidad logarítmica de los activos chilenos, lo que lleva a la disminución del tamaño de la red (MSTL). Con esto generamos información relevante para el regulador al detectar periodos con alta acumulación de riesgo sistemático. Por el contrario, durante ciclos o periodos de expansión y estabilidad económica, la red tiende a expandirse, aumentando la distancia entre sus nodos y acercándose al valor medio de su propia expansión. La diversificación de los activos en estudio en un portafolio de inversores se torna menos eficiente en los periodos donde el MSTL tiende a su mínimo dado el aumento de correlación entre las acciones provocando que el traspaso de información o noticia tienda a una mayor velocidad, lo que provoca el impacto de manera tendencialmente similar en la oferta y demanda de los activos generando mayor volatilidad.

Al incorporar la variación de MSTL como variable explicativa para la volatilidad realizada mensual de las acciones chilenas, extraemos dos datos importantes; primero, el MST cada vez tiene una mayor importancia en las 12 acciones con MSTL influyente, por lo que al incorporar esta variable de estudio se obtiene mayor significancia al analizar muestras con observaciones recientes, segundo, encontramos significancia en la variable de estudio principalmente para la explicación de volatilidad en las acciones con alta importancia en la red, por lo que se podría incrementar la efectiva anticipación de estas volatilidades. Adicionalmente, estos activos, dado la alta correlación con sus pares, pueden representar un problema para la diversificación debido a la alta similitud de sus rendimientos en relación a los demás activos, por lo que al asignarlos en una cartera no se lograría el objetivo de disminución de riesgo, aumentando, además, los costos por posición sin

optimizar la diversificación. Por el contrario, los nodos con menor centralidad, es decir, las empresas que presentan niveles de correlación bajo son una buena oportunidad para diversificar debido a su diversidad de comportamiento de mercado con las demás acciones. Por consecuencia, los efectos negativos de un shock tardarán más tiempo en llegar y generarán un menor impacto.

Por otra parte, al analizar el índice global del mercado bursátil chileno, podemos validar la importancia de la red interna de mercado para explicar su volatilidad realizada. Sin embargo, este resultado estadísticamente significativo dentro de muestra, pierde su importancia al ser incluido como estimador en un modelo autorregresivo fuera de muestra, por lo que no es posible realizar pronósticos certeros y fiables al analizar la red de mercado.

Al momento de estimar la inclusión de acciones a la cartera, hallamos una relación negativa entre la variación de MSTL y volatilidad de todos los activos. Por otra parte, al incorporar la variable de estudio variación de MSTL rezagada en un período como variable adicional en los modelos Benchmark, en general la hipótesis investigativa planteada logra una mejor efectividad estadística en estas empresas al analizar el total de las observaciones, por lo que se sostiene la relevancia que ha tenido la red para las compañías al pasar el tiempo, siendo esta información útil para mejorar en el campo de pronósticos de volatilidad permitiendo diversificar de manera más eficiente y la posibilidad de adquirir instrumentos de coberturas con mayor precisión. Cabe señalar que la variable de estudio aporta con más información para la volatilidad realizada de las empresas del S&P Ipsa en comparación al aporte de la volatilidad del índice de mercado rezagada en un período.

Referencias:

- Andersen, T. G., Bollerslev, T., Diebold, F. X., Ebens, H. (2001a). The distribution of realized stock return volatility. *Journal of Financial Economics* 61:43–76.
- Andersen, T. G., Bollerslev, T., Diebold, F. X., Labys, P. (2001b). The distribution of exchange rate volatility. *Journal of the American Statistical Association* 96:42–55 (Correction, 2003, 98: 501).
- Benesty, J., Chen, J., Huang, Y., & Cohen, I. (2009). Pearson correlation coefficient. In *Noise reduction in speech processing* (pp. 1-4). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Clark, T. E., & McCracken, M. W. (2001). Tests of equal forecast accuracy and encompassing for nested models. *Journal of econometrics*, 105(1), 85-110.
- Clark, T. E. (2004). Can out-of-sample forecast comparisons help prevent overfitting?. *Journal of forecasting*, 23(2), 115-139.
- Coelho, R., Gilmore, C. G., Lucey, B., Richmond, P., & Hutzler, S. (2007). The evolution of interdependence in world equity markets—Evidence from minimum spanning trees. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 376, 455-466.
- Connolly, R., Stivers, C., & Sun, L. (2005). Stock market uncertainty and the stock-bond return relation. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 161-194.
- Corsi, F., & Reno, R. (2009). HAR volatility modelling with heterogeneous leverage and jumps. Available at SSRN 1316953.
- Eryiğit, M., & Eryiğit, R. (2009). Network structure of cross-correlations among the world market indices. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 388(17), 3551-3562.
- Gao, H. L., & Mei, D. C. (2019). The correlation structure in the international stock markets during global financial crisis. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 534, 122056.
- Girardi, D., & Bowles, S. (2018). Institution shocks and economic outcomes: Allende's election, Pinochet's coup and the Santiago stock market. *Journal of Development Economics*, 134, 16-27.
- Jiang, G. J., Konstantinidi, E., & Skiadopoulos, G. (2012). Volatility spillovers and the effect of news announcements. *Journal of Banking & Finance*, 36(8), 2260-2273.
- Li, W., Hommel, U., & Paterlini, S. (2018). Network topology and systemic risk: Evidence from the Euro Stoxx market. *Finance Research Letters*, 27, 105-112.

- Magner, N. S., Lavin, J. F., Valle, M. A., & Hardy, N. (2020). The Volatility Forecasting Power of Financial Network Analysis. *Complexity*, 2020.
- Mantegna, R. N. (1999). Hierarchical structure in financial markets. *The European Physical Journal B-Condensed Matter and Complex Systems*, 11(1), 193-197.
- Newey, W. K., & West, K. D. (1987). Hypothesis testing with efficient method of moments estimation. *International Economic Review*, 777-787.
- Newey, W. K., & West, K. D. (1994). Automatic lag selection in covariance matrix estimation. *The Review of Economic Studies*, 61(4), 631-653.
- Onnela, J. P., Chakraborti, A., Kaski, K., Kertesz, J., & Kanto, A. (2003a). Dynamics of market correlations: Taxonomy and portfolio analysis. *Physical Review E*, 68(5), 056110.
- Onnela, J. P., Chakraborti, A., Kaski, K., & Kertesz, J. (2003b). Dynamic asset trees and Black Monday. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 324(1-2), 247-252.
- Peralta, G., & Zareei, A. (2016). A network approach to portfolio selection. *Journal of Empirical Finance*, 38, 157-180.
- Prim, R. C. (1957). Shortest Connection Networks And Some Generalizations. *Bell System Technical Journal*, 36(6), 1389–1401. doi:10.1002/j.1538-7305.1957.tb01515.x
- Rapach, D. & Zhou, G. (2013). "Forecasting stock return", *Manual de previsión económica*, vol. 2, págs. 328–383, Elsevier, Amsterdam, Países Bajos.
- Roll, R. (1992). Industrial structure and the comparative behavior of international stock market indices. *The Journal of Finance*, 47(1), 3-41.
- Sandoval Jr, L. (2012). Pruning a minimum spanning tree. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 391(8), 2678-2711.
- Schwert, G. W. (2011). Stock volatility during the recent financial crisis. *European Financial Management*, 17(5), 789-805.
- Sensoy, A., Nguyen, D. K., Rostom, A., & Hacıhasanoglu, E. (2019). Dynamic integration and network structure of the EMU sovereign bond markets. *Annals of Operations Research*, 281(12), 297-314.
- Výrost, T., Lyócsa, Š., & Baumöhl, E. (2019). Network-based asset allocation strategies. *The North American Journal of Economics and Finance*, 47, 516-536.

Wang, G. J., Xie, C., & Stanley, H. E. (2018). Correlation structure and evolution of world stock markets: Evidence from Pearson and partial correlation-based networks. *Computational Economics*, 51(3), 607-635.

Wang, H. (2019). "VIX y pronóstico de volatilidad: una nueva perspectiva", *Physica A: Mecánica estadística y sus aplicaciones*, vol. 533, ID de artículo 121951.

Xu, D., & Beck, C. (2016). Transition from lognormal to χ^2 -superstatistics for financial time series. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 453, 173-183.

Zhao, L., Li, W., & Cai, X. (2016). Structure and dynamics of stock market in times of crisis. *Physics Letters A*, 380(5-6), 654-666.

Índice de ilustraciones y tablas

- **Capítulo 2. Datos y Metodología**

Tablas 1-2: Modelos predictivos de volatilidad para testear y entrenar dentro y fuera de muestra.14/15/16

- **Capítulo 3. Resultados**

Figura 1-2: Comportamiento MSTL del S&P Ipsa17/19

Tabla 3: Clasificación de acciones según nivel de correlación20

Tablas 4-5: Explicación de volatilidad realizada de las acciones según nivel de correlación.....22/23

Figura 3: Número de empresas con MSTL significativo.....25

Tablas 6-7-8: Explicación de volatilidad realizada acciones con MSTL influyente según nivel de correlación.....27/28/29

Tablas 9-10: Explicación de rentabilidad logarítmica mensual de las acciones según nivel de correlación31/32

Tablas 11-12: Análisis Fuera de Muestra, resultados test ENCNEW, explicación de volatilidad realizada de las acciones según nivel de correlación36

Tabla 13: Explicación de volatilidad realizada mensual de S&P Ipsa.....38

Tabla 14: Análisis Fuera de Muestra Explicación de volatilidad realizada mensual de S&P Ipsa.....38

Figura 4: Volatilidad histórica de acciones con MSTL influyente.....39