



La red del MILA. Un análisis de sus principales actores y las implicaciones en sus indicadores financieros

The MILA network. An analysis of its key players and the implications on its financial indicators

Por
Juan Manuel Reyes Castillo¹

Trabajo de grado presentado como requisito parcial para obtener el título de
Magíster en Administración Financiera

Asesores
Ph. D. Luis Miguel Bolívar Caro
Ph. D. Andy Rafael Domínguez Monterroza

Universidad EAFIT
Escuela de Finanzas, Economía y Gobierno
Maestría en Administración Financiera – MAF
Bogotá
2023

¹ jmreyesc@eafit.edu.co

© 2023 por Juan Reyes
Todos los Derechos Reservados

Dedicatoria

“La mayor grandeza del ser humano es ser feliz y hacer lo mismo con todos los que lo rodean; que no te preocupe nada más”. Estas sabias palabras de mi abuelo son el faro que guía mi camino.

A mis padres, cuyo amor incondicional, esfuerzos y sacrificios han sido la brújula que ha guiado cada uno de mis logros y me han hecho la persona que soy hoy. A ellos les agradezco profundamente por haberme dado forma como individuo y brindado los valores que guían cada decisión que tomo.

A mi hermano, cómplice de risas y confidente de desafíos, que ha compartido este viaje conmigo.

A mi abuelo, aunque ya no está físicamente presente, porque su espíritu perdura en cada palabra de esta tesis, inspirándome en los momentos más desafiantes.

A mis tíos, primos y demás seres queridos, por su constante aliento y cariño que han enriquecido cada paso que he dado.

Con amor y gratitud a toda mi familia.

Resumen

La presente investigación tiene como objetivo principal analizar las relaciones entre la prominencia de los emisores que hacen parte de la red del Mercado Integrado Latinoamericano (MILA), en particular aquellos que integran el índice S&P MILA Andean 40, y sus principales indicadores financieros. Para tal efecto se propone el uso de la metodología MST (*minimum spanning tree*, árbol de expansión mínimo), a fin de construir una estructura óptima que identifique los emisores claves en la red y evalúe su preponderancia, utilizando como referencia medidas de centralidad e influencia. La investigación también examina los rendimientos históricos de los precios de las acciones y los indicadores financieros anuales de los diferentes emisores, para identificar los patrones y las tendencias relacionadas con su posición en la red. Finalmente, proporciona información valiosa para los inversores y gestores de riesgo respecto a la influencia que tiene la posición en la red de los emisores sobre los indicadores financieros.

Palabras claves: mercado del MILA, indicadores financieros, redes financieras, interconexión.

Abstract

The main objective of this research is to analyse the relationships between the prominence of the issuers that are part of the Latin American Integrated Market (Mercado Integrado Latinoamericano, MILA) network, particularly those that make up the S&P MILA Andean 40 index, and their main financial indicators. For this purpose, the use of the MST (minimum spanning tree) methodology is proposed, in order to build an optimal structure that identifies the key issuers in the network and evaluates their preponderance, using centrality and influence measures as a reference. The research also examines the historical stock price performances and annual financial indicators of the different issuers, to identify patterns and trends related to their position in the network. Finally, it provides valuable information for investors and risk managers regarding the influence that the network position of the issuers has on financial indicators.

Keywords: MILA market, financial ratios, financial networks, interconnections.

Contenido

1. Introducción	1
1.1 Situación de estudio – problema.....	1
1.2 Objetivos.....	2
1.2.1 Objetivo general.....	2
1.2.2 Objetivos específicos	2
2. Marco teórico	4
2.1 Integración de los mercados financieros.....	4
2.2 Teoría de redes.....	5
2.3 Desempeño e indicadores financieros	6
2.4 MILA. Teoría de redes e indicadores financieros	7
3. Metodología	8
3.1 Datos y caracterización del MILA.....	8
3.2 Aplicación y validación del MST y medidas de centralidad	10
3.3 Correlación entre el MST y los indicadores financieros.....	12
4. Resultados	14
4.1 Medidas de centralidad y grafos.....	14
4.2 Medidas de centralidad e indicadores financieros	18
5. Conclusiones y Recomendaciones	21
5.1 Conclusiones.....	21
5.2 Recomendaciones	22
6. Referencias	23
7. Apéndices	25
7.1 Apéndice 1. Empresas adscritas al Índice	25
7.2 Apéndice 2. Medidas de centralidad.....	26
7.3 Apéndice 3. Regresiones de panel.....	27

Índice de tablas

Tabla 1. Medidas de centralidad de la red por año (2018-2022).....	14
Tabla 2. Indicadores financieros	19
Tabla 3. Correlaciones entre variables	19
Tabla 4, Regresiones R-cuadrado.....	20
Tabla 5. Significancia del P-value.....	20

Índice de figuras

Figura 1. MILA. Distribución por país	8
Figura 2. MILA. Distribución por sector	9
Figura 3. Diagrama de red MST, año 2018 completo.....	15
Figura 4. Diagrama de red MST, año 2019 completo.....	16
Figura 5. Diagrama de red MST, año 2020 completo.....	16
Figura 6. Diagrama de red MST, año 2021 completo.....	17
Figura 7. Diagrama de red MST, año 2022 completo.....	18

1. Introducción

Uno de los pilares fundamentales de cualquier actor económico, desde países hasta empresas e inversionistas, es el crecimiento. En el contexto de la globalización, la integración de mercados ha sido una estrategia recurrente, ejemplificada por iniciativas como la Unión Europea, la fusión de las bolsas de Hong Kong y Tokio o el Mercado Integrado Latinoamericano (en adelante el MILA).

El MILA, integrado por las bolsas de valores de Colombia, Santiago (Chile), Lima (Perú) y México, ha sido la más relevante para América Latina y la región andina. Esta iniciativa busca proporcionarles mayor profundidad y volumen a las transacciones bursátiles, dándole mayor relevancia a este tipo de financiación y fomentando el crecimiento de las empresas localizadas en estas regiones.

Esta investigación propone el uso de la teoría de redes como un método alternativo y novedoso para el análisis de la estructura de la red formada por las empresas del MILA, para identificar la importancia relativa de los diferentes actores de las bolsas y la eficiencia de las transacciones.

El análisis se centra en una perspectiva cuantitativa y exploratoria, apoyada en el índice S&P MILA Andean 40 (en adelante el Índice), que comprende las 40 empresas más grandes del MILA. Dicho índice sirve como marco de referencia para evaluar la relación entre la estructura de la red y el rendimiento financiero de las empresas en el contexto de esta integración bursátil. A esta muestra se le aplica la metodología MST (*minimum spanning tree*, árbol de expansión mínimo; en adelante el MST), basada en la teoría de redes, a fin de construir una estructura óptima para identificar los emisores claves y evaluar su preponderancia, utilizando como referencia medidas de centralidad e influencia.

Finalmente, la investigación pretende indagar si existe alguna correlación entre la posición de las empresas en la red y su desempeño financiero, una cuestión que se evalúa mediante el análisis econométrico de datos de panel en el cual se correlacionan los indicadores financieros de las empresas con los resultados de su posición en la red.

1.1 Situación de estudio – problema

La investigación busca analizar la estructura de red del MILA utilizando el MST. En referencia al MILA, esta iniciativa promueve la integración de los mercados de Chile, Colombia, Perú y México, permitiéndoles a los inversionistas de las bolsas respectivas contar con mayor diversidad de opciones y oportunidades de inversión. Este mercado ha sido poco estudiado debido a que es relativamente nuevo, su tamaño y liquidez son limitados, y el acceso a los datos no es tan sencillo como en otros mercados, por lo cual no se conocen ni su estructura ni la interconexión que existe dentro de sus principales actores.

El trabajo recopila, desde 2018 a 2022, datos de los precios históricos de las entidades que hacen parte del Índice, a fin de construir una red de correlaciones mediante la aplicación del MST, una metodología que busca identificar las conexiones más fuertes y significativas en una red. Una vez creada esta última, se analiza su estructura para identificar los nodos más

importantes y las conexiones claves mediante la evaluación de la centralidad de los nodos y las posibles interrelaciones entre grupos de acciones o comunidades.

Adicionalmente, se hace un análisis de la evolución temporal de la estructura de la red en el período reciente, identificando los principales cambios en las interconexiones y la importancia relativa de sus nodos. Para ello se toma como referencia el estudio de Han y Yin (2019), que identificó el comportamiento de la red mediante movimientos al alza y la baja en los precios del petróleo, y concluyó que presentaba una mayor diversificación en el primer caso y una menor en el segundo.

Por último, el análisis se complementa con la recopilación de información adicional sobre los indicadores financieros, identificando su comportamiento según la posición de las empresas en la red, y evidenciando si existen indicadores o alguna combinación de ellos que sean característicos. Datos adicionales como los países con las empresas más centralizadas en el mercado y su interconexión pueden brindar a los inversionistas mejores herramientas para identificar los más atractivos según su estrategia de inversión, definir estatutos por parte de los reguladores que tomen como referencia los países que cuentan con una posición en la red más favorable, y establecer la interconexión de las empresas para obtener portafolios con mayor diversificación.

En suma, el resultado de esta investigación permitirá a los reguladores, inversionistas y académicos comprender la estructura del mercado del MILA y brindarles herramientas útiles para la toma de decisiones de inversión y evaluación de riesgos. Adicionalmente, podrá servir a los entes reguladores de los diferentes países para la formulación de políticas regulatorias en el contexto del MILA y aportar conocimiento académico de la dinámica de este mercado poco estudiado.

Pregunta de investigación

¿Cuál es la estructura de red del MILA, cuáles son sus nodos e interconexiones más importantes, y cómo estos influyen en los principales indicadores financieros de las empresas que hacen parte de este mercado?

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo general

Determinar la incidencia de la posición de las empresas que conforman el índice S&P MILA Andean 40 en la red de correlación del valor de las acciones sobre su desempeño financiero en el período comprendido entre los años 2018 y 2022.

1.2.2 Objetivos específicos

- Ilustrar la estructura de red que conforman las empresas más destacadas que cotizan en el Índice mediante al cálculo de los principales indicadores de centralidad a nivel de nodo, para determinar las fortalezas potencialmente explotables en su desempeño en el mercado.
- Caracterizar la estructura del MILA mediante métricas de red, a fin de observar la conexión entre los mercados, su grado de diversificación y los principales indicadores de centralidad de sus actores.

- Establecer el desempeño financiero de las empresas más destacadas que cotizan en el Índice mediante la compilación de los principales indicadores.
- Determinar si existe una relación entre la prominencia de las empresas del Índice en la red y el desempeño de sus indicadores financieros.

2. Marco teórico

La base teórica en la cual se fundamenta esta investigación conjuga tres líneas académicas complementarias: la integración de los mercados financieros, la teoría de redes y el desempeño y los indicadores financieros.

2.1 Integración de mercados financieros

La literatura del ámbito financiero argumenta que el crecimiento económico sostenible a largo plazo depende de la capacidad de aumentar las tasas de acumulación de capital físico y humano, la utilización más eficiente de los activos financieros y la posibilidad de asegurar su acceso a toda la población. (Fitzgerald, 2007)

En consecuencia, si el progreso técnico y la utilización de los activos financieros de manera más eficiente son aspectos fundamentales para el crecimiento, el mercado bursátil constituye un pilar fundamental en las agendas económicas de crecimiento a nivel mundial. Normalmente, cuando los mercados bursátiles están en crisis, esta se trasmite al sector real; así lo demostró Bernal Bellón (2013) cuando evidenció una alta correlación entre el crecimiento y el comportamiento del mercado bursátil. En este contexto, el mercado bursátil emerge como un catalizador clave, proporcionando un canal vital para la asignación eficiente de los recursos financieros.

El crecimiento económico también está estrechamente vinculado al fenómeno de la globalización y conlleva un efecto positivo en la integración de los mercados (Vargas Pulido & Bayardo Martínez, 2013). La globalización, que actúa como fuerza propulsora de la interconexión entre las economías, ha propiciado la integración de iniciativas como el MILA y la Unión Europea; de este modo, los acuerdos no solo facilitan el flujo de capitales entre las regiones, sino que promueven la estabilidad financiera al diversificar los riesgos. Este fenómeno refleja la creciente interdependencia de los mercados financieros y destaca la importancia de examinar cómo estas alianzas impactan en el desarrollo económico a escala global.

Frente a este contexto de integración se han venido conformando grupos económicos empresariales de gran poder operativo, financiero y tecnológico (Vargas Pulido & Bayardo Martínez, 2013), dentro de los cuales está el MILA, que se estableció en 2011 al integrar los mercados bursátiles de Chile, Colombia y Perú, y, posteriormente, en 2014, México. El acuerdo de intención del proyecto se firmó el 8 de septiembre de 2009; y el de implementación de la primera fase de integración, que incluye el enrutamiento intermediado con valor agregado y el estudio de viabilidad de la segunda fase de integración, se firmó el 8 de junio de 2010 (Sandoval Álamos *et al.*, 2015). La integración completa se inició en junio de 2011.

Sandoval Álamos *et al.* (2015) afirmaron que el MILA es el resultado de un proyecto de integración de mercados bursátiles que involucran a los países miembros para fomentar el desarrollo de los mercados de valores locales y la generación de negocios financieros entre ellos, logrando una mayor competitividad respecto a la renta variable internacional.

La integración entre los diferentes mercados fomenta el desarrollo económico creando entornos más propicios para la inversión, generando mayores oportunidades de diversificación

y estimulación de la inversión extranjera, y facilitando el acceso al financiamiento para las empresas que cotizan en las bolsas integradas; esto, sin duda, promueve las oportunidades de expansión y desarrollo de estos negocios.

Cabe anotar que en la integración de las bolsas de los cuatro países se generaron efectos dentro y fuera del mercado que impactaron a los participantes, ocasionando a la vez beneficios y dificultades con consecuencias en la operatividad. (Vargas Pulido & Bayardo Martinez, 2013)

2.2 Teoría de redes

La teoría de redes es un concepto académico formado a partir de la teoría de grafos, en la cual el objetivo fundamental es la conectividad ente los elementos de un conjunto (Menéndez Velázquez, 1998). Su primer acercamiento data de 1736 con el problema planteado por el matemático y físico suizo Leonhard Euler denominado “Los puentes de Königsberg” –ciudad de la antigua Prusia y, actualmente, con el nombre de Kaliningrado, perteneciente a la Federación de Rusia–, donde surgió el concepto de *grafo euleriano*, definido como “aquel que puede ser dibujado sin levantar el lápiz del papel, sin pasar dos veces por la misma línea y acabando en el punto de partida”.

La teoría de grafos se extendió a diferentes ramas académicas como la sociología, la electrónica, la economía, la física, la lingüística, la biología y la ingeniería (Menéndez Velázquez, 1998). Sin embargo, hubo que esperar hasta el siglo XX para la entrada del concepto de *red social* y la teoría de redes en la sociometría, tal como Requena Santos lo reseñó mencionando los estudios del siquiatra, psicólogo y educador rumano Jacob Levy Moreno en los primeros años de la década de 1930. (2003)

Una red puede definirse como un conjunto de relaciones específicas entre un número limitado de actores (Lazega, 1998, como se citó en Barozet, 2002). Muchos sistemas adoptan la forma de redes, por ejemplo, la internet, las redes de distribución y transporte, las redes neuronales, las cadenas alimentarias y las redes sociales. (Newman, 2002)

Estudios recientes señalan que las estructuras económicas pueden entenderse como redes de ramas vinculadas entre sí mediante el intercambio de bienes producidos (Márquez Mendoza & Aroche Reyes, 2016). La teoría de redes permite entender las interconexiones de un conjunto de elementos denominados “nodos”, que se definen como los actores y las relaciones que se establecen dentro de una red (Hanneman & Riddle, 2005); asimismo, esta teoría ayuda a analizar cómo se forman y evolucionan las redes económicas, cómo se propagan sus impactos y cómo su estructura afecta la dinámica y el rendimiento. Mediante el análisis de redes se pueden comprender las interconexiones y las relaciones entre los actores económicos, el comercio internacional, la colaboración empresarial, las cadenas de suministro y otros aspectos cruciales de la economía global.

Los diferentes métodos utilizados para los estudios de red –el análisis de grafos, la teoría de redes complejas y los modelos matemáticos– permiten examinar la conectividad, la centralidad, la resiliencia y otros atributos de las redes económicas.

En el entorno del mercado financiero y bursátil, contemplar el análisis desde la perspectiva de red puede ayudar a identificar el comportamiento y la importancia relativa de los diferentes actores de las bolsas de valores y la eficiencia de las transacciones.

La teoría de redes ha sido utilizada ampliamente en la literatura. Es el caso del ya mencionado estudio de Han y Yin, basado en puntos claves como la densidad, la eficiencia y la entropía (2019). El de Bouhlal y Sedra calculó el impacto de la Covid-19 en la red compuesta por las entidades que hacen parte del índice Casablanca (2022). Y el de Sawhney *et al.*, para comprender cómo la información fluye en las llamadas y cómo las conexiones entre las entidades pueden influir en el riesgo financiero. (2020)

Según Chakrabarti *et al.* (2006, como se citó en Bouhlal & Sedra, 2022), la teoría de redes proporciona una herramienta novedosa para investigar la red del mercado de valores y reconocer tendencias en una topología gráfica de árbol.

La interacción y la evolución de los mercados de valores se estudian utilizando un enfoque de red tradicional –el MST– (Bouhlal & Sedra, 2022), por medio del cual se pretende conocer la relaciones entre los diferentes actores del mercado. En el caso de esta investigación, el uso de este modelo permite identificar el grado de centralidad de cada uno de ellos y cómo su posición en la red influye en los resultados financieros de las empresas a través de sus indicadores financieros. Estos mismos autores aplicaron este enfoque para identificar las correlaciones entre las empresas antes, durante y después del efecto de la Covid-19 en el mercado de Marruecos (2022); y Lim y Salleh (2018) hicieron lo mismo para identificar las acciones más dominantes en el mercado de Malasia.

El concepto de redes y sus múltiples perspectivas –que se consideran complementarias– son utilizadas en esta investigación para obtener un análisis de mayor profundidad sobre la incidencia de la red en el desempeño financiero de los emisores que hacen parte del Índice.

2.3 Desempeño e indicadores financieros

El desempeño financiero de una empresa se cuantifica a través de los indicadores financieros, ya que ellos constituyen la forma más común de análisis (Ortiz Anaya, 2000). Por esta razón, se constituyen como herramientas cruciales que pretenden medir el estado de una empresa desde un punto de vista individual (Imaicela Carrión *et al.*, 2019). El análisis por razones o indicadores señala los puntos fuertes y débiles de un negocio (Ortiz Anaya, 2000).

La literatura relacionada con los indicadores financieros converge en la aceptación de una clasificación primaria que los divide en cuatro categorías fundamentales: i) liquidez; ii) endeudamiento o solvencia; iii) actividad, operación, rotación o eficiencia; y iv) rendimiento o rentabilidad. Esta clasificación está refrendada en textos académicos como como *Análisis financiero aplicado* y *Análisis financiero aplicado bajo NIIF*, de Ortiz Anaya (2000; 2018) e *Indicadores financieros fácilmente explicados*, de Briseño Ramírez (2006). Aunque también existen otras categorías como indicadores de valoración, de mercado o de crisis, esta investigación se basa en las cuatro categorías fundamentales.

- *Indicadores de liquidez.* Miden la capacidad de una empresa para cancelar sus obligaciones a corto plazo y establecen la facilidad o dificultad que presenta para pagar sus pasivos corrientes con el producto de convertir sus activos corrientes en efectivo. Uno de los indicadores más usados de esta categoría es la razón corriente.

- *Indicadores de endeudamiento o solvencia.* Miden el grado y la forma en que participan los acreedores dentro del financiamiento de una empresa y el riesgo que ellos y los accionistas corren en relación con la conveniencia o inconveniencia de un cierto nivel de endeudamiento. Uno de los indicadores más usados es el nivel de endeudamiento.
- *Indicadores de actividad, operación, rotación o eficiencia.* Miden la eficiencia con la cual una empresa utiliza sus activos según la velocidad de recuperación de los valores aplicados en ellos; básicamente, miden la eficiencia con la cual utiliza sus recursos. Unos de los indicadores más usados son las rotaciones, bien sea de activos, cartera, inventarios o proveedores.
- *Indicadores de rendimiento o rentabilidad.* Miden la efectividad de la administración de una empresa para controlar los costos y gastos, y convertir las ventas en utilidades. Unos de los indicadores más usados son los márgenes de rentabilidad como el margen bruto, el Ebitda, el operacional y el neto. (Ortiz Anaya, 2000)

2.4 MILA. Teoría de redes e indicadores financieros

Para efectos esta investigación se utiliza la teoría de redes por ser una herramienta novedosa para el área económica y financiera. A través de ella se busca identificar las posiciones que ocupan en la red los actores que hacen parte del Índice y, con ello, identificar si estas tienen una relación directa con su desempeño, basado en los principales indicadores financieros.

A partir de la información recopilada en literatura se espera que las empresas con una mejor posición en la red –medida en términos de centralidad e influencia– exhiban un comportamiento financiero más sólido, reflejado en indicadores financieros saludables. Este planteamiento parte de la premisa que establece que la centralidad y la influencia de un nodo dentro de la red pueden estar asociadas a un mejor desempeño financiero, ya que se cuenta con mayores oportunidades, poder de negociación, acceso a recursos y capacidad de influir en el entorno empresarial.

3. Metodología

La presente investigación se abordó a través de un enfoque metodológico cuantitativo basado en la aplicación y la evaluación de un modelo matemático fundamentado en la teoría de redes, mediante el análisis estadístico de datos históricos. La metodología consta de tres componentes: i) datos y caracterización del Índice; ii) aplicación y validación del MST y de las medidas de centralidad; y iii) correlación estadística entre el MST y los indicadores financieros.

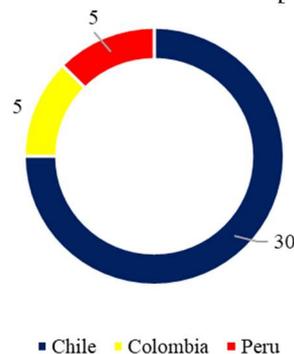
3.1 Datos y caracterización del MILA

El MILA nació de la integración de la Bolsa de Valores de Colombia, la Bolsa de Comercio de Santiago, la Bolsa de Valores de Lima y la Bolsa Mexicana de Valores; adicionalmente, contó con la unión de compañías de depósitos centralizados de valores como Deceval, DVC, Cavali e Indeval, y entró en operación el 30 de mayo de 2011. Esta integración amplió las oportunidades de inversión en renta variable para las más de 700 compañías que hacen parte de las bolsas de valores, a través de más de 60 intermediarios que negocian bajo normas homologadas.

Para efectos de esta investigación, la muestra se restringió a las 40 empresas que hacen parte del Índice –que lista las de mayor tamaño y liquidez–, aunque cabe aclarar que este no incluye las empresas mexicanas. La recopilación de los datos se realizó por medio de la plataforma Bloomberg, tomando el historial de los precios de las acciones de los emisores.

Las Figuras 1 y 2 muestran, respectivamente, la segmentación de las empresas por país y su diversificación por sector.

Figura 1. MILA. Distribución por país

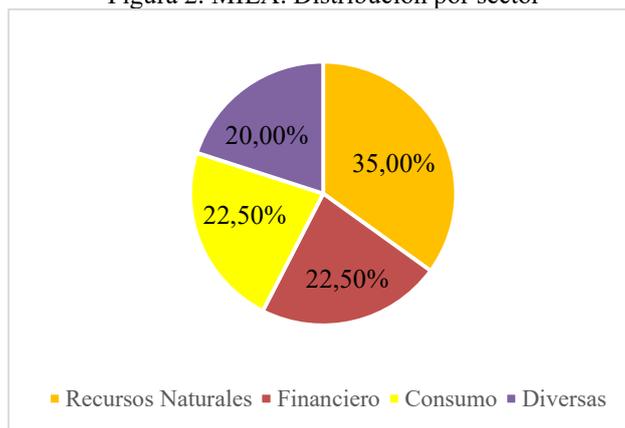


Fuente: elaboración del autor.²

Como se evidencia en la Figura 1, hay una amplia hegemonía de empresas chilenas: el 75 % del total. Este comportamiento va de la mano con el tamaño y la profundidad de esta bolsa en comparación con la colombiana y la peruana, ya que es la tercera más importante a nivel latinoamericano luego de las de México y Brasil.

² Todas las figuras de esta investigación: elaboración del autor.

Figura 2. MILA. Distribución por sector



Con respecto a la distribución por sector, en la Figura 2 se evidencia una mayor proporción de las entidades de recursos naturales (15), representadas por empresas de servicios públicos (energía y agua), petroleras y mineras, donde diez son chilenas, dos colombianas y tres peruanas.

Le siguen los segmentos de consumo y financieras con nueve entidades cada uno. El primero está representado por ocho entidades chilenas de amplio reconocimiento, entre ellas Falabella, Ripley y Cencosud, y la peruana InRetail Perú Corp. El segmento de las entidades financieras está distribuido entre los tres países, así: cuatro chilenas, tres colombianas y dos peruanas, donde se destacan Banco de Chile, Banco Santander de Chile, Grupo AVAL, Bancolombia y Credicorp Ltd.

Y el segmento de diversas, en el que convergen sectores económicos como el inmobiliario, el tecnológico y el de aviación, en el que todas son chilenas.

La variable principal utilizada para medir la correlación entre cada uno de los nodos es el precio histórico diario de las acciones; esta variable es una de las más usadas en la literatura, ya que es un dato visible y accesible, y es una de las referencias fundamentales para los inversionistas en la toma de decisiones. El precio de las acciones puede determinar tendencias basadas en la percepción del mercado, en razón de que se rigen por la ley de la oferta y la demanda determinando la percepción actual del mercado sobre el valor de una empresa. Por ende, se calcularon los rendimientos diarios basados en los precios de las acciones de estos emisores a través de la fórmula de logaritmo natural.

$$r_i(t) = \ln P_i(t) - \ln P_i(t - 1)$$

Donde:

r_i : rentabilidad

P_i : precio de las acciones en t y $t - 1$

Para este tipo de análisis, la fórmula de rendimientos a través del logaritmo natural ofrece las siguientes ventajas: permite medir el desempeño financiero bajo el análisis de datos continuos y brinda una simetría entre las ganancias y las pérdidas.

Los rendimientos fueron calculados anualmente, aunque debe aclararse que en 2018 no se tuvieron en cuenta Cencosud Shopping S. A. (CENCOSHO) ni Plaza S. A. (MALLPLAZ) por ausencia de datos –una muestra de 38 empresas–; y que en 2019 tampoco

se incluyó Cencosud Shopping S. A. (CENCOSHO) –una muestra de 39 empresas–. Para los períodos restantes –2020, 2021 y 2022– la muestra fue de 40 empresas.

Con la información depurada y los rendimientos calculados, por medio de la herramienta Python Jupyter se generaron matrices de correlación entre los nodos individuales para cada uno de los años del período 2018-2022 utilizando el coeficiente de correlación de Pearson a través de la siguiente fórmula:

$$P_{i,j} = \frac{\text{cov}(r_i, r_j)}{\sigma_i \sigma_j}$$

Donde:

$P_{i,j}$ = coeficiente de correlación de los nodos i, j

$\text{Cov}(r_i, r_j)$ = covariancia entre los rendimientos de los nodos i, j

σ_i = desviación estandar de los rendimientos del nodo i

σ_j = desviación estandar de los rendimientos del nodo j

Con este coeficiente se calculó la correlación de $P_{i,j}$ para cada par de activos (i, j) ; y con el coeficiente de correlación de Pearson se establecieron conexiones que oscilan en un rango entre -1 y 1 y establecen una correlación negativa (menor que 0), nula (0) o positiva (1), donde los valores cercanos a 1 denotan una correlación positiva fuerte, los cercanos a 0 una correlación débil o inexistente, y los cercanos a -1 una correlación negativa fuerte.

3.2 Aplicación y validación del MST y medidas de centralidad

Para la aplicación de la teoría de redes se implementó el MST a través del algoritmo Prim, utilizado para la creación de grafos MST no dirigidos y ponderados (Akbar & Shahid-ul-Islam, 2018). En ellos, a partir de la matriz de correlación, se incluyen todas las empresas que hacen parte del MILA. Las empresas se toman como nodos cuya distancia representa las conexiones que existen según el enfoque metodológico propuesto por Mantenga y Stanley (1999, como se citaron en Bohlal & Sedra, 2022). En palabras sencillas, cada empresa es un nodo y cada nodo se conecta a otro únicamente si existe una conexión; de esta manera se va constituyendo la red.

Para la creación de los grafos se deben calcular medidas de distancia y centralidad a partir de la matriz de correlación, donde la primera equivale a la raíz cuadrada de dos veces el complemento del valor absoluto de la correlación, como se describe en la siguiente fórmula:

$$D_{i,j} = \sqrt{2(1 - |P_{i,j}|)}$$

Donde:

$D_{i,j}$ = distancia entre los nodos

$P_{i,j}$ = coeficiente de correlación entre los nodos

Una vez calculada la distancia, se utiliza el algoritmo de Prim para encontrar las conexiones más significativas entre los nodos y realizar la construcción del MST a partir de la métrica de datos $N = \frac{N(N-1)}{2}$. Este método permite establecer un umbral de correlación

para el cual, normalmente, se utiliza la media de las correlaciones. El umbral identifica las interconexiones más fuertes entre la red –que deben ser superiores a la media–, desechando las correlaciones más débiles y evitando desviaciones de los actores más importantes.

Por último, a partir del estudio de Kuzubaş *et al.* (2014), se identifican las variables de centralidad, intermediación, influencia y cercanía, que son relevantes para identificar los actores preponderantes de la red. Estas medidas ayudan a identificar los nodos raíz de una red, es decir, aquellos que cuentan con mayores interconexiones y, por ende, son más centrales. Estos nodos pueden definirse como el nodo óptimo, dado que, a mayor centralidad, pueden tener un mayor control sobre la red.

- *Degree*. Mide el número de conexiones directas que tiene un nodo. Un alto grado de esta medida implica que el nodo está interconectado con varios nodos.

$$C_g(k) = \frac{\sum_{h=1}^N A_{kh}}{N-1}$$

Donde:

C_g = centralidad de grado

$A = 1$ si i y j tienen relación, y 0 si no la tienen

N = número de datos

- *Betweenness*. Identifica los nodos que actúan como puentes en la red conectando partes que, de otra manera, estarían menos conectadas. Un mayor grado de ella implica una alta influencia dentro de la red, dado que se percibe como un nodo clave para la interconexión de otros nodos.

$$I(k) = \sum_{s \neq k \neq t \in V} \frac{\sigma_{st}(k)}{\sigma_{st}}$$

Donde:

$I(k)$ = intermediación

σ = número total de caminos más cortos entre los nodos

- *Closeness*. Evalúa las distancias que existen entre los nodos en términos de la longitud, donde una menor longitud sugiere una correlación más estrecha, lo cual sugiere que el comportamiento de un nodo puede tener una influencia importante en el comportamiento de otros nodos.

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

Donde:

$C(t)$ = cercanía; se suman los caminos más cortos

- *Katz*. Evalúa la importancia de un nodo no solo teniendo en cuenta las conexiones directas, sino también las indirectas. De este modo, un mayor valor de esta medida indica mayor importancia y centralidad dentro de la red.

$$K(x_i) = \alpha \sum_j A_{(i,j)} x_j + \beta$$

Donde:

α = factor de atenuación que controla la influencia de las conexiones directas del nodo

β = vector de centralidad inicial que se suma la matriz de adyacencia de la red

- *Eigenvector*. Identifica la importancia de un nodo basado en la de los nodos vecinos. En otras palabras, un nodo cuenta con una importancia alta si sus vecinos son, a su vez, importantes dentro de la red. Así, un mayor valor de esta medida indica que esta tiene una mayor influencia y centralidad en comparación con sus pares.

$$E(x_i) = \frac{1}{\lambda} \sum_j A_{(i,j)} x_j$$

Donde:

λ = valor propio asociado al autovector que se suma la matriz de adyacencia de la red

3.3 Correlación entre el MST y los indicadores financieros

Para el cálculo de los indicadores financieros de las empresas que hacen parte de la muestra se recopilieron los siguientes datos básicos trimestrales del período comprendido entre los años 2018 a 2022: i) activos corrientes; ii) activos no corrientes; iii) pasivos corrientes; iv) pasivos no corrientes; v) patrimonio; vi) ingresos; vii) Ebitda; viii) utilidad del período; ix) EV/Ebitda; x) dividendos por acción; y xi) último precio. La información trimestral se anualizó a fin de hacer los datos comparables con los cálculos de las medidas de centralidad, dado que estas muestran la información de años completos.

Una vez anualizada la información, se identificaron aproximadamente 385 inconsistencias por datos faltantes, que fue solventada manualmente por medio de la búsqueda en plataformas como Yahoo Finance o directamente de la información financiera de los emisores. No obstante, se eliminaron la información referente a los dividendos por acción, por falta de ella, y el EV/Ebitda, por la dificultad de normalizarla para las instituciones financieras.

Por otro lado, se normalizó la información de las instituciones financieras, en tanto la información del Ebitda, los activos y los pasivos corrientes y no corrientes difiere de las empresas que hacen parte del sector real; así, como Ebitda de estas instituciones se tomó el resultado operacional.

Respecto a los activos, se definieron como no corrientes los relacionados con propiedad, planta y equipo, las inversiones en subsidiarias y de largo plazo, los impuestos diferidos y los otros activos; y los activos corrientes se definieron como la diferencia entre la suma de los activos no corrientes y el total de los activos.

Para los pasivos se tomaron las obligaciones por arrendamientos, los impuestos diferidos, las provisiones que no se consideran como operacionales –contingencias, dividendos, pago de intereses, etc.– y los otros pasivos.

Los cálculos de los indicadores están basados en la información disponible y en los cuatro grupos fundamentales descritos en el Marco teórico: i) razón corriente; ii) ROA; iii) margen Ebitda; y iv) endeudamiento, aunque se adicionaron otras variables como capitalización de mercado, ingresos y activos totales. Cabe aclarar que, a pesar de que estas últimas no son

propriadamente indicadores financieros, se incluyeron con el fin de tener en cuenta el tamaño de las empresas dentro del cálculo de relación.

En un primer acercamiento se identificó, a través de diagramas de dispersión, si existía alguna relación entre las medidas de centralidad y los indicadores financieros. En consecuencia, en el modelo se definieron las variables razón corriente, ROA, margen Ebitda y capitalización de mercado como las dependientes, y las variables endeudamiento, ingresos y activos totales como las de control.

Se utilizó el modelo de regresión de panel de efectos aleatorios, ya que se ajusta en mejor medida al tipo de datos que se van a evaluar. En un principio se descartó el modelo de regresión por mínimos cuadrados ordinarios, en razón de que los datos financieros presentan problemas de heterocedasticidad; por ende, se utilizó un modelo de regresión robusto que permite mitigar este efecto.

$$y_{it} = \beta x_{it} + \alpha_i + \varepsilon_{it}$$

Donde:

y_{it} = variables dependientes para la entidad i en el tiempo t

x_{it} = variables independientes y de control

α_i = efectos aleatorios específicos de la entidad i

ε_{it} = término de error que recoge la variación no explicada

Esta regresión fue calculada para cada una de las variables dependientes definidas – razón corriente, margen Ebitda, ROA y capitalización de mercado–, comparándolas principalmente con las variables de control –endeudamiento, ingresos y activos totales– e incluyendo posteriormente las independientes –*closeness*, *katz* y *eigenvector*.

4. Resultados

4.1 Medidas de centralidad y grafos

Con la metodología MST se construyeron los grafos de la red del MILA para cada uno de los años del período comprendido entre 2018 y 2022, y se calcularon las siguientes medidas claves de centralidad: *degree*, *betweenness*, *closeness*, *katz* y *eigenvector*, con sus respectivos promedios, desviaciones estándar y máximos y mínimos encontrados [Tabla 1].

Tabla 1. Medidas de centralidad de la red (2018-2022)

MEDIDAS		2018	2019	2020	2021	2022
<i>Degree</i>	Prom.	0,0526	0,0513	0,0500	0,0500	0,0500
	Desv. est.	0,0474	0,0386	0,0402	0,0446	0,0414
	Máx.	0,2703	0,2368	0,1795	0,2564	0,1795
	Mín.	0,0270	0,0263	0,0256	0,0256	0,0256
<i>Betweenness</i>	Prom.	0,0778	0,0992	0,1084	0,0925	0,0843
	Desv. est.	0,1661	0,1685	0,1857	0,1661	0,1692
	Máx.	0,8258	0,7553	0,6667	0,8516	0,6991
	Mín.	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
<i>Closeness</i>	Prom.	0,2739	0,2250	0,2040	0,2334	0,2463
	Desv. est.	0,0584	0,0514	0,0426	0,0540	0,0494
	Máx.	0,4568	0,3585	0,3071	0,3861	0,3980
	Mín.	0,1754	0,1462	0,1296	0,1429	0,1806
<i>Katz</i>	Prom.	0,1593	0,1583	0,1563	0,1557	0,1560
	Desv. est.	0,0308	0,0245	0,0243	0,0281	0,0261
	Máx.	0,2999	0,2731	0,2355	0,2881	0,2348
	Mín.	0,1386	0,1394	0,1374	0,1357	0,1368
<i>Eigenvector</i>	Prom.	0,1123	0,1024	0,1129	0,1025	0,1212
	Desv. est.	0,1186	0,1247	0,1121	0,1219	0,1028
	Máx.	0,6362	0,6461	0,5145	0,6420	0,4373
	Mín.	0,0039	0,0023	0,0013	0,0009	0,0217

Fuente: elaboración del autor.³

La medida *closeness* muestra una disminución en su promedio y desviación estándar en 2020, indicando que existe una menor distancia promedio entre los nodos durante este período. Este hecho va de la mano con lo expuesto en la literatura, que señala que, en períodos de crisis –en este caso, la pandemia– se tiende a tener mayores grados de correlación.

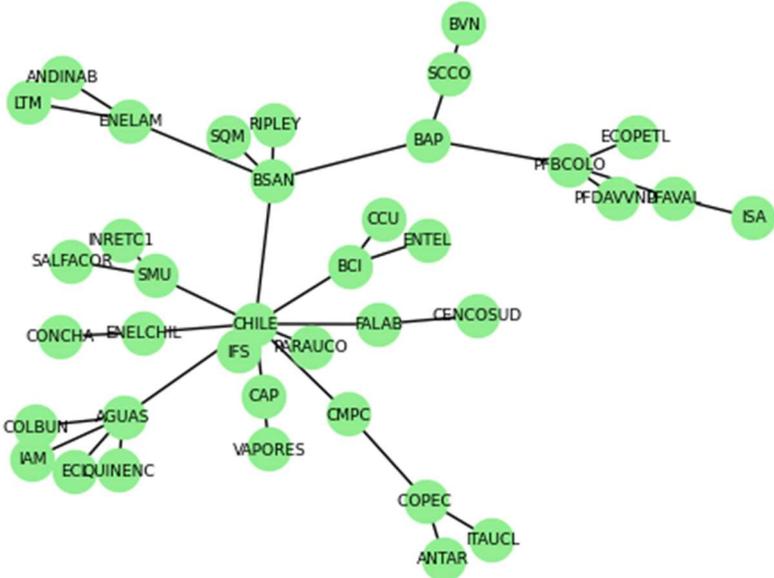
Al explorar visualmente el grafo de 2018 [Figura 3] se aprecia la creación de algunos clústeres; uno de los más evidentes es el de las empresas colombianas, compuesto por las cinco que hacen parte del Índice: PFBCOLO (Bancolombia), ECOPETL (Ecopetrol),

³ Todas las tablas de esta investigación: elaboración del autor.

PFDAVIVIENDA (Davivienda), AVAL (Grupo AVAL Acciones y Valores) e ISA (Interconexión Eléctrica S. A.). A su vez, aparece otro clúster conformado por tres de las cinco empresas peruanas: BVN (Compañía de Minas Buenaventura S. A.), BAP (Credicorp) y SCCO (Southern Copper Corp.). Adicionalmente, se observan otros clústeres compuestos por empresas chilenas, un poco menos marcados y con mayor cercanía entre ellos, en comparación con los de las empresas colombianas y peruanas.

Se evidencia también una clara posición de centralidad de CHILE (Banco de Chile), que ocupa un lugar estratégico actuando como nodo central en la red. Este patrón se refuerza al analizar las cinco medidas de centralidad aplicadas, donde el banco emerge como un actor dominante. Esto demuestra el alto grado de influencia que tiene este nodo no solamente en sus conexiones directas, sino también a lo largo de sus conexiones indirectas. Por último, se evidencia que las empresas que presentan mayores centralidades son las del sector financiero.

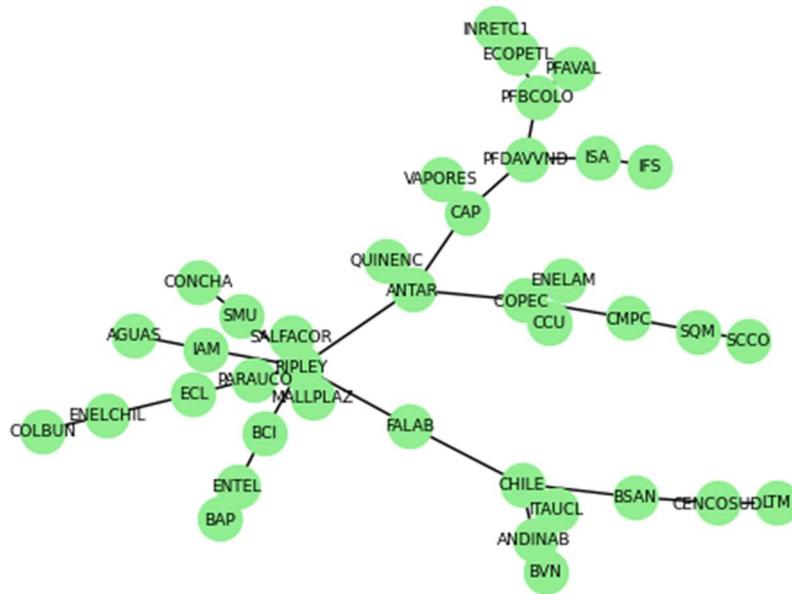
Figura 3. Diagrama de red MST, año 2018 completo



Al explorar visualmente el grafo de 2019 [Figura 4], la composición de la red cambia notablemente con la entrada de MALLPLAZ (Plaza S. A.), donde RIPLEY (Ripley Corporación S. A.) tiene participación. Esta situación llevó a esta última a ser la empresa con mejor centralidad, mejorando sus interconexiones con la red y desplazando a CHILE. Sin embargo, el banco continúa manteniendo altos grados de centralidad dentro de la red. De igual modo, se mantienen algunos clústeres como el de las empresas colombianas, al cual se le suman algunas peruanas.

También se observa un cambio significativo en las medidas de centralidad, donde las empresas del sector financiero dejaron de ser las más relevantes dentro de la red. En su lugar se evidencia una mayor diversificación de sectores, con empresas como Ripley (consumo), Antar (recursos naturales), Falab (consumo) y Copec (recursos naturales) con los mayores grados de centralidad en promedio.

Figura 4. Diagrama de red MST, año 2019 completo



Al explorar visualmente el grafo de 2020 [Figura 5] se aprecia una mayor densidad y conexiones más estrechas entre los nodos. La disposición de los elementos refleja una red más compacta donde los nodos están interconectados de manera más cercana. Esta mayor interconexión va de la mano con las conclusiones del ya mencionado estudio de Bouhal y Sedra. (2022)

Durante este período vuelven a tener relevancia las empresas del sector financiero, producida por el importante papel que cumplieron estas entidades durante la pandemia; BCI, BSAN y CHILE fueron las instituciones financieras con mejores indicadores de centralidad en promedio. Otras entidades relevantes dentro de la red fueron FALAB (consumo), CAP (recursos naturales) y PARAUCO (diversas).

Figura 5. Diagrama de red MST, año 2020 completo

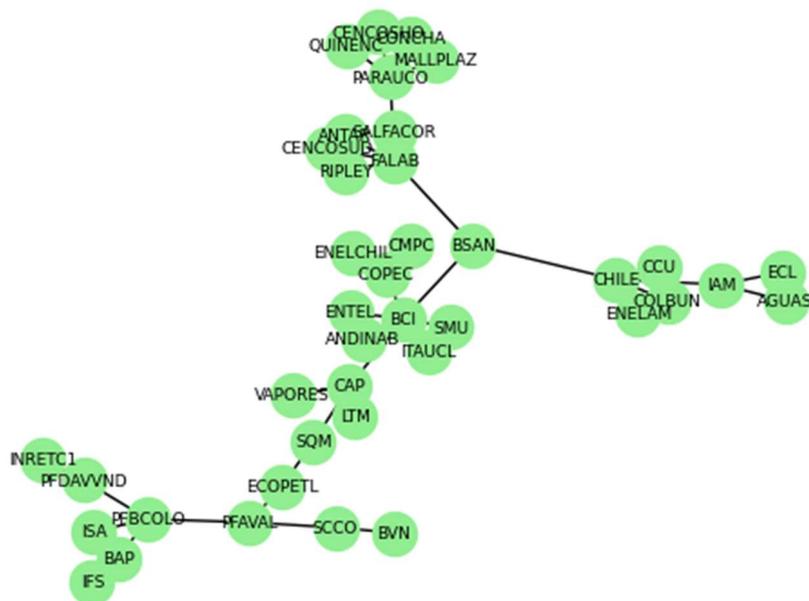
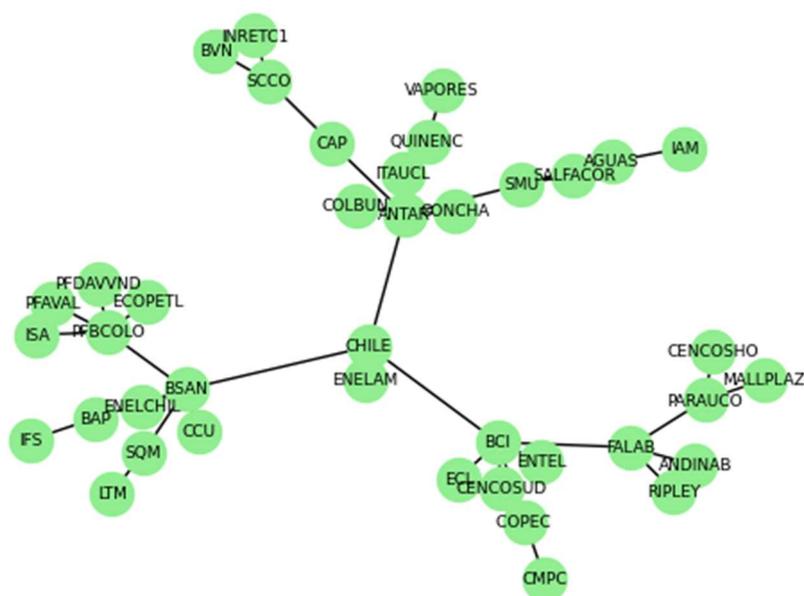


Figura 7. Diagrama de red MST, año 2022 completo



En términos generales, el sector financiero desempeña un papel fundamental dentro de la red, ya que cuenta con entidades que presentaron consistentemente un alto grado de centralidad a lo largo de todos los años analizados. En contraste, según el año, otros sectores mostraron una rotación en su posición dentro de la red. Entre los nodos más representativos se destaca CHILE (Banco de Chile), que, en tres de los cinco años, ostentó los mayores grados de centralidad en promedio. Esto sugiere no solo su importancia, sino la del sector financiero en general, como actor clave en la red.

Si bien algunos nodos pueden destacarse en algunos indicadores de centralidad, no los mantienen consistentemente en todas las medidas, un hecho que sugiere una dinámica compleja de la red donde la influencia de un nodo puede manifestarse de manera específica según la métrica considerada. Ejemplo de ello es PFBCOLO (Bancolombia), que demostró en algunos períodos un alto grado de centralidad en las medidas *degree*, *betweenness* y *katz*, pero bajos grados en *closeness* y *eigenvector*. Esta dinámica guarda relación con la exploración visual de los grafos, en los cuales PFBCOLO presenta una centralidad importante para el clúster de las empresas colombianas, pero no para la totalidad de la red.

4.2 Medidas de centralidad e indicadores financieros

Previo a realizar las regresiones para identificar la relación, se analizó el desempeño financiero de las empresas basado en los indicadores financieros [Tabla 2].

Tabla 2. Indicadores financieros

INDICADOR	CARACTERÍSTICAS
ROA	Se destaca el sector de consumo, seguido por el de recursos naturales.
Razón corriente	El sector de recursos naturales es el que presentó un mejor comportamiento, aunque las empresas del sector de consumo y de diversas también se destacaron.
Margen EBITDA	El sector de recursos naturales fue el que presentó las mejores rentabilidades Ebitda, aunque las empresas del sector financiero y de diversas también se destacaron.
Capitalización de mercado	En el período de 2018, las entidades financieras presentaron una mayor capitalización, seguidas del segmento de recursos naturales. Sin embargo, para los años posteriores, el sector financiero le cedió esta posición al de recursos naturales.
Ingresos	El sector de recursos naturales cuenta con los mayores ingresos.
Total activos	El sector financiero presenta mayores niveles de activos en comparación con la red.
Endeudamiento	El sector de diversas presentó las empresas con menores niveles de endeudamiento dentro de la red.

A partir de la evidencia acopiada se puede concluir que el sector de recursos naturales muestra un rendimiento destacado. Cabe resaltar, sin embargo, que la evaluación del desempeño depende en gran parte de factores como el tipo de operación. Ejemplo claro de ello son las empresas financieras, que mantienen niveles altos de endeudamiento y activos sin que ello sea un factor negativo en su desempeño. Otro ejemplo es el destacado desempeño del sector de consumo en el indicador ROA, en razón de que su operación no es intensiva de capital y permite una rotación más rápida de sus activos en comparación con las entidades financieras y del sector de diversas, donde se incluyen las inmobiliarias, aviación y telecomunicaciones, entre otras.

A fin de identificar la correlación que existe entre las principales variables dependientes, independientes y de control, se calculó la matriz de correlación [Tabla 3].

Tabla 3. Correlaciones entre variables

	Eigen vector	Closeness	Activos	Endeudamiento	Ingresos	Recursos	Financiero	Consumo	Current_Ratio	Market_Cap	Margin_EBITDA
Eigen vector	1,000										
Closeness	0,829	1,000									
Activos	0,166	0,111	1,000								
Endeudamiento	0,151	0,080	0,635	1,000							
Ingresos	0,051	0,106	0,311	0,057	1,000						
Recursos	-0,088	-0,016	-0,252	-0,431	0,266	1,000					
Financiero	0,136	0,066	0,757	0,675	-0,090	-0,404	1,000				
Consumo	0,040	0,023	-0,188	0,002	0,006	-0,404	-0,296	1,000			
Current_Ratio	-0,042	-0,023	-0,198	-0,305	0,056	0,309	-0,236	-0,076	1,000		
Market_Cap	0,135	0,196	-0,057	-0,002	0,195	0,117	-0,148	0,098	0,084	1,000	
Margin_EBITDA	-0,074	-0,084	-0,132	-0,379	-0,180	0,130	-0,128	-0,207	0,282	-0,139	1,000

En la Tabla 3 se evidencia una fuerte correlación entre las variables de centralidad *eigen vector* y *closeness*, en tanto buscan identificar la posición de un nodo en relación con los otros. Esta correlación indica que los nodos que son influyentes por sus conexiones directas e indirectas también tienden a estar más cercanos a otros nodos en la red. En relación con las correlaciones del sector financiero, la alta correlación del endeudamiento y los activos se explica por el modelo de operación de estas entidades, que, por medio de la captación, son altamente apalancadas, y sus ingresos se basan en los activos por cobrar (colocación), el endeudamiento y los activos.

Para complementar el análisis se estimaron cuatro modelos de regresión de panel robusto y de efecto aleatorio mediante el test de Houseman, que arrojó un resultado de 0,9997. En cada modelo, los indicadores financieros claves fueron las variables dependientes, y se

realizaron dos versiones: una con variables de control que reflejaran la capacidad, el tamaño y los recursos de las empresas, y otra agregando las variables de interés relacionadas con su posición en la red [Tabla 4].⁴

Tabla 4. Regresiones R-cuadrado

VARIABLE DEPENDIENTE	R-CUADRADO CONTROL	R-CUADRADO CENTRALIDAD	DIFERENCIA (%)
ROA	0,7246	0,7204	-0,0042; -0,6 %
Margen Ebitda	0,1941	0,1981	0,004; 2,1 %
Razón corriente	0,1081	0,1179	0,0098; 9,1 %
Capitalización de mercado	0,0345	0,0769	0,0424; 122,9 %

Con base en los resultados de las regresiones establecidas, se evidencia que las variables de centralidad únicamente incrementan significativamente el R-cuadrado del modelo en el que la variable dependiente es capitalización de mercado; sin embargo, su nivel explicativo es de 0,0769, lo cual no es determinante. Con respecto a las demás variables dependientes, se evidencia que las medidas de centralidad no explican las variaciones de los indicadores financieros seleccionados, dado que estas fueron inferiores al 10 %. Este análisis muestra que, incluso en el caso del ROA, la inclusión de las variables de centralidad disminuye la predictibilidad del modelo en 0,0042. Por otro lado, la variable dependiente ROA es la única que cuenta con un nivel de R-cuadrado cercano a 1, atribuido a su relación con las variables control activos e ingresos.

Pese al hecho de que los resultados muestran que las medidas de centralidad explican menos del 10 % del comportamiento de los indicadores financieros, algunos tienen un nivel de coeficiente P-value menor que los niveles de significancia de 0,01, 0,05 y 0,1 [Tabla 5].

Tabla 5. Significancia del P-value

P-Value	ROA	Margen EBITDA	Razón Corriente	Capitalización de Mercado	Significancia
Closeness	0,043	0,122	0,203	0,124	10%
Katz	0,396	1000	0,499	0,012	5%
Eigenvector	0,062	0,705	0,782	0,008	1%

VARIABLES DEPENDIENTES COMO EL ROA, CON LA MEDIDA DE *CLOSNESS* Y *EIGENVECTOR* Y LA CAPITALIZACIÓN DE MERCADO CON *KATZ* Y *EIGENVECTOR*, TIENEN UN NIVEL DE SIGNIFICANCIA QUE PERMITE INFERIR QUE EL RESULTADO ES ESTADÍSTICAMENTE SIGNIFICATIVO, POR LO CUAL ES UN INDICIO DE CORRELACIÓN ENTRE LAS VARIABLES, AUNQUE ESTA SIGNIFICANCIA, SEGÚN EL MODELO, NO SE REFLEJA EN UN ALTO NIVEL EXPLICATIVO.

⁴ En el Apéndice 3, al final del documento, se presentan los resultados completos de las regresiones.

5. Conclusiones y Recomendaciones

5.1 Conclusiones

El análisis de grafos evidenció que las empresas del Índice sí presentan una estructura de red en la cual las medidas de centralidad demuestran que tanto las chilenas como la del sector financiero en general jugaron el papel más relevante en términos de la importancia en la red. Dichas empresas tienen un papel crucial en la interacción con otras entidades de la red y, por ende, el comportamiento del precio de sus acciones puede repercutir en el de los de toda la red. Algunos bancos colombianos también presentaron medidas de centralidad altas, aunque su centralidad en la red está limitada a su entorno más cercano y no a la totalidad de esta.

En los cinco años evaluados y, en particular, en tres de ellos, las empresas chilenas y su sector financiero presentaron una centralidad dominante en toda la red. Las más destacadas fueron Banco de Chile (CHILE), Banco Santander de Chile (BSAN) y Banco de Crédito e Inversiones de Chile (BCI).

Para el año 2020, la red presentó mayores correlaciones, un hecho que va de la mano con la literatura, dado que esta señala que, en tiempos de crisis –la pandemia–, las interconexiones de la red son más fuertes y compactas.

Las empresas del sector de recursos naturales presentan un desempeño destacado en sus indicadores financieros frente a las de los otros sectores. Sin embargo, se debe tener en cuenta que este desempeño puede depender de la forma de operar de las empresas de cada sector y no garantiza que sean actores centrales con repercusión en el resto de la red, como sí sucede con las empresas del sector financiero.

Basado en las regresiones planteadas, no se evidenció una relación explicativa entre las variables dependientes –los indicadores financieros– y las independientes –las medidas de centralidad–. En todo caso, se pudieron identificar algunas significancias estadísticas entre ellas que no son determinantes en la explicación de las variaciones de los indicadores financieros; se necesitan cambios muy grandes en la centralidad para que esta pueda incidir en el desempeño de las empresas, principalmente en las medidas *katz*, *eigenvector* y *closeness*, que presentaron significancia estadística en indicadores como el ROA y capitalización de mercado.

Este comportamiento puede estar basado en múltiples razones, por ejemplo, que los indicadores son una medida temporal y pueden variar dependiendo de la estrategia y el tamaño de las empresas, el mercado en el cual se desenvuelven y la madurez de la industria. En el caso del ROA dependerá del tipo de negocio, dado que algunos son mayormente intensivos en capital y mantienen un alto nivel de activos, mientras que otros no lo requieren para operar. En todo caso, esto no implica que una empresa pueda tener un mejor o peor desempeño financiero o en la red.

Las implicaciones de los resultados obtenidos son múltiples. Para los inversionistas, el enfoque del análisis basado en la teoría de redes puede brindarles una mejor perspectiva sobre la diversificación del riesgo y una mejor asignación de los portafolios; esta información, sumada a un análisis financiero y de mercado, puede mejorar sus decisiones de inversión. En el caso de los reguladores, el análisis puede mostrar dominancias que expongan el equilibrio de mercado y, por ende, los faculte a tomar acciones para la protección de la libre competencia y la estabilidad del mercado. Finalmente, para las empresas, el análisis las ayudará a identificar nuevas oportunidades de relacionamiento dentro de la red para buscar una mayor influencia en el mercado.

5.2 Recomendaciones

- Contar con una mayor rigurosidad a la hora de invertir en períodos de crisis económica, dado que la evidencia demuestra que existe una correlación mayor y, por ende, una menor diversificación entre las empresas de diferentes sectores.
- El análisis de redes, junto con el de mercado y los fundamentales de las empresas, puede representar una herramienta poderosa a la hora de la toma de decisiones, ya que ayuda a la diversificación de los portafolios y complementa el análisis del desempeño financiero de las empresas desde una perspectiva diferente.
- Se puede considerar ampliar la muestra nivelando la cantidad de empresas de Colombia y Perú con las de Chile, ya que el Índice muestra una hegemonía de empresas chilenas. Esto podría llevar a modificaciones en la red y a cambios en las medidas de centralidad.
- Para el análisis de las correlaciones entre los indicadores financieros y las medidas de centralidad se puede realizar una segmentación por sectores económicos, ya que entre empresas del mismo sector hay una mayor homogeneidad en el análisis del desempeño financiero.
- Como trabajo futuro se espera extender análisis complementarios de asociaciones entre las métricas de centralidad de los grafos e indicadores financieros de las empresas basados en el test de casualidad de Granfer.

6. Referencias

- Akbar, S. I., & Shahid-ul-Islam. (2018). Minimum spanning tree algorithms and techniques. *Ijciras*, 1(8), 35-40. <https://shre.ink/I1YI>
- Barabási, A.-L., & Albert, R. (1999). Emergence of scaling in random networks. *Science*, 286(5439), 509-512. DOI: 10.1126/science.286.5439.5
- Barozet, E. (2002). La teoría de redes y sus aplicaciones en ciencia política: una herramienta heurística. *Revista de Ciencia Política*, 22(1), 17-38. <https://shre.ink/I1Yp>
- Bernal Bellón, J. R. (2013). La relación entre crecimiento económico y el mercado bursátil. *Revista CIFE: Lecturas de Economía Social*, 15(23), 93-106. DOI: 10.15332/s2248-4914.2013.0023.05
- Bouhlal, F., & Sedra, M. B. (2022). The impact of Covid-19 on the topological properties of the Moroccan stock market network. *Investment Management and Financial Innovations*, 19(2), 239-249. DOI: 10.21511/imfi.19(2).2022.21
- Briseño Ramírez, H. (2006). *Indicadores financieros fácilmente explicados*. Zapopan, Jalisco, México: Umbral.
- Firacative Roperro, E. F. (2015). *Aplicación del modelo CAPM para la valoración de acciones en el Mercado Integrado Latinoamericano MILA*. Bogotá: Universidad Nacional de Colombia.
- Fitzgerald, V. (2007). Desarrollo financiero y crecimiento económico: una visión crítica. *Principios: Estudios de Economía Política*, 7, 5-30. <https://shre.ink/I1Ys>
- Fuentes Vélez, M., & Pinilla Barrera, A. (2021). Transmisión de volatilidad en el Mercado Integrado Latinoamericano (MILA): una evidencia del grado de integración. *Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa*, 31, 301-328. DOI: 10.46661/revmetodoscuanteconempresa.4182
- Han, L., Lv, Q., & Yin, L. (2019). The effect of oil returns on the stock markets network. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 553, s. pp. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2019.122044>
- Hanneman, R. A., & Riddle, M. (2005). *Introduction to social network methods*. Riverside, CA: University of California, Riverside.
- Hardy, N., Magner, N. S., Lavin, J., Cárdenas, R. A., & Jara Bertín, M. (2018). Pequeñas consecuencias de un gran acuerdo: el caso del MILA. *Academia: Revista Latinoamericana de Administración*, s. v., s. n., 486-518. <https://shre.ink/I1YW>
- Imaicela Carrión, R. D., Curimilma Huanca, O. A., & López Tinitana, K. M. (2019). Los indicadores financieros y el impacto en la insolvencia de las empresas. *Observatorio de la Economía Latinoamericana*, s. d. <https://shre.ink/I1YT>
- Kuzubaş, T. U., Ömercikoğlu, I., & Saltoğlu, B. (2014). Network centrality measures and systemic risk: an application to the Turkish financial crisis. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 405, 203-215. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2014.03.006>
- Lim, S., & Salleh, R. M. (2018). *Bursa Malaysia performance: Evidence from the minimum spanning tree* [ponencia]. AIP Conference, Queensland, Australia. DOI: 10.1063/1.5041689

- Márquez Mendoza, M. A., & Aroche Reyes, F. (2016). Una red económica norteamericana. *Ensayos: Revista de Economía*, 35(1), 59-90. DOI: 10.29105/ensayos35.1-3
- Menéndez Velázquez, A. (1998). Una breve introducción a la teoría de grafos. *SUMA*, 28, 11-26. <https://shre.ink/I1YQ>
- Newman, M. E. J. (2002). The structure and function of networks. *Computer Physics Communications*, 147(1-2), 40-45. [https://doi.org/10.1016/S0010-4655\(02\)00201-1](https://doi.org/10.1016/S0010-4655(02)00201-1)
- Orozco Álvarez, J. E., & Ramírez López, B. D. (2016). Análisis comparativo de los mercados bursátiles que integran el MILA. *Contexto*, 5, 53-62. <https://shre.ink/I1Y2>
- Ortegón Rojas, J. A., & Torres Castro, F. A. (2016). El Mercado Integrado Latinoamericano (MILA): sus expectativas y el impacto de Latibex. *Sinapsis*, 8(2), 121-145. <https://shre.ink/I1Ya>
- Ortiz Anaya, H. (2000). *Análisis financiero aplicado*. Bogotá: Universidad Externado de Colombia.
- Ortiz Anaya, H. (2018). *Análisis financiero aplicado bajo NIIF* (16.^a ed.). Bogotá: Universidad Externado de Colombia.
- Requema Santos, F. (2003). *Análisis de redes sociales: orígenes, teorías y aplicaciones*. Madrid: Centro de Investigaciones Sociológicas, CIS.
- Reyes Zárate, F. J. (2016). Mercado Integrado Latinoamericano (MILA): un análisis de integración financiera y volatilidades. *Estocástica: Finanzas y Riesgo*, 6(2), 187-218. <https://doi.org/10.24275/uam/azc/dcsh/efr/2016v6n2/Reyes>
- Romero Álvarez, Y. P., Ramírez Atehortúa, F. H., & Guzmán Aguilar, D. S. (2013). Mercado Integrado Latinoamericano (MILA): análisis de correlación y diversificación de los portafolios de acciones de tres países miembros en el período 2007-2012. *Cuadernos de Contabilidad*, 14(34), 53-74. <https://shre.ink/I1YH>
- Sandoval Álamos, E., Vásquez Párraga, A. Z., & Sabat Arriagada, R. (2015). Integración de los mercados accionarios de Chile, Colombia y Perú en el Mercado Integrado Latinoamericano (MILA). *Innovar: Revista de Ciencias Administrativas y Sociales*, 25(1), 71-84. <https://shre.ink/I1Y9>
- Sawhney, R., Aggarwal, A., Khanna, P., Mathur, P., Jain, T., & Shah, R. R. (2020). *Risk forecasting from earnings calls acoustics and network correlations* [ponencia]. Interspeech Conference, Shanghai. DOI: 10.21437/Interspeech.2020-2649
- Solow, R. M. (1956). A contribution to the theory of economic growth. *The Quarterly Journal of Economics*, 70(1), 65-94. <https://shre.ink/I1YU>
- Vargas Pulido, W., & Bayardo Martínez, J. (2013). El MILA. Mercado de integración entre Chile, Perú y Colombia. *Revista de Relaciones Internacionales, Estrategia y Seguridad*, 8(1), 113-133. <https://shre.ink/I1Y1>
- Wang, W., Huang, Y., & Guo, S. (2021). Design and implementation of GPU-based Prim's algorithm. *International Journal of Modern Education and Computer Science*, 3(4), 55-62. DOI: 10.5815/ijmeecs.2011.04.08
- Zamarra Londoño, J. E., Gutiérrez Castañeda, B. E., & Pérez Noreña, D. (2021). Análisis de la información financiera en torno al informe del auditor de las empresas MILA. *Suma de Negocios*, 12(26), 64-72. DOI: 10.14349/sumneg/2021.V12.N26.A7

7. Apéndices

7.1 Apéndice 1. Empresas del índice S&P MILA Andean 40⁵

Ticket	País	Sector
RIPLEY	Chile	Consumo
ECL	Chile	Recursos naturales
IAM	Chile	Recursos naturales
FALAB	Chile	Consumo
QUINENC	Chile	Consumo
ENELCHIL	Chile	Recursos naturales
ECOPETL	Colombia	Recursos naturales
MALLPLAZ	Chile	Diversas
CHILE	Chile	Financiero
CMPC	Chile	Diversas
ISA	Colombia	Recursos naturales
COLBUN	Chile	Diversas
ENTEL	Chile	Diversas
PFAVAL	Colombia	Financiero
ANDINAB	Chile	Consumo
SCCO	Perú	Recursos naturales
CONCHA	Chile	Consumo
SALFACOR	Chile	Diversas
PFDVVND	Colombia	Financiero
CAP S.A.	Chile	Recursos naturales
ITAUCL	Chile	Financiero
BSAN	Chile	Financiero
ANTAR	Chile	Recursos naturales
INRETC1	Perú	Consumo
IFS	Perú	Financiero
BCI	Chile	Financiero
VAPORES	Chile	Diversas
AGUAS/A	Chile	Recursos naturales
LTM	Chile	Diversas
PARAUCO	Chile	Diversas
CENCOSUD	Chile	Consumo
BAP	Perú	Financiero
SMU	Chile	Consumo
CCU	Chile	Consumo
SQM/B	Chile	Recursos naturales
PFBCOLO	Colombia	Financiero
ENELAM	Chile	Recursos naturales
BVN	Perú	Recursos naturales

⁵ Todas las tablas: elaboración del autor.

7.2 Apéndice 2. Medidas de centralidad

Nodos*	<i>Degree</i>	<i>Betweenness</i>	<i>Closeness</i>	<i>Katz</i>	<i>Eigenvector</i>
CHILE	0,270	0,826	0,457	0,300	0,636
BSAN	0,135	0,539	0,407	0,217	0,295
AGUAS	0,135	0,207	0,339	0,210	0,278
BCI	0,081	0,106	0,327	0,181	0,222
BAP	0,081	0,330	0,327	0,179	0,108
CAP	0,054	0,054	0,322	0,167	0,201

*Año 2018

Nodos*	<i>Degree</i>	<i>Betweenness</i>	<i>Closeness</i>	<i>Katz</i>	<i>Eigenvector</i>
RIPLEY	0,236	0,755	0,358	0,273	0,646
ANTAR	0,105	0,599	0,342	0,202	0,319
FALAB	0,053	0,309	0,295	0,170	0,236
COPEC	0,105	0,245	0,275	0,189	0,144
CAP	0,079	0,351	0,288	0,176	0,129
BCI	0,0526	0,102	0,273	0,167	0,227

*Año 2019

Nodos	<i>Degree</i>	<i>Betweenness</i>	<i>Closeness</i>	<i>Katz</i>	<i>Eigenvector</i>
BCI	0,179	0,667	0,307	0,235	0,515
FALAB	0,154	0,400	0,258	0,219	0,348
BSAN	0,077	0,600	0,298	0,188	0,366
CAP	0,103	0,487	0,281	0,190	0,265
CHILE	0,128	0,283	0,248	0,201	0,235
PARAUCO	0,128	0,197	0,215	0,201	0,210

*Año 2020

Nodos	<i>Degree</i>	<i>Betweenness</i>	<i>Closeness</i>	<i>Katz</i>	<i>Eigenvector</i>
CHILE	0,256	0,852	0,386	0,288	0,642
BSAN	0,154	0,243	0,302	0,221	0,332
ECL	0,077	0,148	0,293	0,179	0,230
PARAUCO	0,077	0,101	0,289	0,177	0,228
FALAB	0,051	0,302	0,312	0,169	0,218
SALFACOR	0,128	0,283	0,258	0,196	0,101

*Año 2021

Nodos	<i>Degree</i>	<i>Betweenness</i>	<i>Closeness</i>	<i>Katz</i>	<i>Eigenvector</i>
ANTAR	0,179	0,544	0,355	0,235	0,437
CHILE	0,103	0,699	0,398	0,203	0,412
BSAN	0,154	0,474	0,342	0,222	0,363
BCI	0,154	0,468	0,342	0,219	0,332
PFBCOLO	0,128	0,197	0,271	0,200	0,205
FALAB	0,103	0,239	0,275	0,188	0,165

*Año 2022

7.3 Apéndice 3. Regresiones de panel⁶

Regresión ROA control

```

Random-effects GLS regression              Number of obs   =    197
Group variable: id                       Number of groups =    40

R-squared:                                Obs per group:
  Within = 0.3911                          min =          3
  Between = 0.7448                         avg =         4.9
  Overall = 0.7246                         max =          5

corr(u_i, X) = 0 (assumed)                Wald chi2(6)    =   142.16
                                           Prob > chi2     =    0.0000

                                           (Std. err. adjusted for 40 clusters in id)
-----+-----
      ROA | Coefficient  Robust      z  P>|z|  [95% conf. interval]
-----+-----
  Activos | -5.69e-06   1.54e-06   -3.70  0.000   -8.71e-06  -2.68e-06
Endeudamiento | -.0091015   .0569442   -0.16  0.873   -.1207102  .1025071
  Ingresos | .0000289    6.17e-06    4.69  0.000   .0000168   .000041
  Recursos | .0464055    .07311      0.63  0.526   -.0968874  .1896984
  Financiero | .0392462    .0990195    0.40  0.692   -.1548283  .2333208
  Consumo | .3838191    .1090273    3.52  0.000   .1701295   .5975087
  _cons   | .247636     .0818699    3.02  0.002   .0871739   .4080982
-----+-----
  sigma_u | .1578526
  sigma_e | .06662388
  rho     | .84879708 (fraction of variance due to u_i)
-----+-----

```

Regresión ROA centralidad

```

Random-effects GLS regression              Number of obs   =    197
Group variable: id                       Number of groups =    40

R-squared:                                Obs per group:
  Within = 0.4156                          min =          3
  Between = 0.7393                         avg =         4.9
  Overall = 0.7204                         max =          5

corr(u_i, X) = 0 (assumed)                Wald chi2(9)    =   188.43
                                           Prob > chi2     =    0.0000

                                           (Std. err. adjusted for 40 clusters in id)
-----+-----
      ROA | Coefficient  Robust      z  P>|z|  [95% conf. interval]
-----+-----
  Katz     | .2779472    .3275877    0.85  0.396   -.3641128  .9200073
Eigenvector | -.2095967   .1124051   -1.86  0.062   -.4299066  .0107132
  Closeness | .3722831    .1837025    2.03  0.043   .0122327   .7323334
  Activos | -5.04e-06   1.56e-06   -3.24  0.001   -8.09e-06  -1.99e-06
Endeudamiento | -.0047326   .0578937   -0.08  0.935   -.1182022  .108737
  Ingresos | .0000277    6.13e-06    4.52  0.000   .0000157   .0000397
  Recursos | .0449204    .0728523    0.62  0.538   -.0978675  .1877084
  Financiero | .0043721    .101083     0.04  0.966   -.1937469  .2024911
  Consumo | .3827069    .1106583    3.46  0.001   .1658206   .5995931
  _cons   | .1369534    .0920337    1.49  0.137   -.0434294  .3173362
-----+-----
  sigma_u | .15599259
  sigma_e | .06574946
  rho     | .84914543 (fraction of variance due to u_i)
-----+-----

```

⁶ Todas las capturas de pantalla: elaboración del autor a partir de Phytion Jupyter®.

Regresión razón corriente control

```

Random-effects GLS regression              Number of obs   =       197
Group variable: id                       Number of groups =        40

R-squared:                                Obs per group:
  Within = 0.0494                          min =          3
  Between = 0.1272                         avg =         4.9
  Overall = 0.1081                          max =          5

corr(u_i, X) = 0 (assumed)                Wald chi2(6)    =       19.41
                                           Prob > chi2    =       0.0035

                                           (Std. err. adjusted for 40 clusters in id)
-----+-----
Current_Ratio | Coefficient  Robust          z   P>|z|   [95% conf. interval]
              |             std. err.
-----+-----
    Activos   |  4.46e-06   2.67e-06        1.67  0.095   -7.70e-07   9.69e-06
Endeudamiento | -.9740311   .2774366       -3.51  0.000   -1.517797   -.4302653
    Ingresos  | -.0000252   .0000191       -1.32  0.187   -.0000626   .0000122
    Recursos  | .4813368    .4294244        1.12  0.262   -.3603195   1.322993
    Financiero | -.1666502   .3275014       -0.51  0.611   -.8085412   .4752409
    Consumo   | .0628986    .3155104        0.20  0.842   -.5554904   .6812875
    _cons     | 2.048219    .3083989        6.64  0.000   1.443768    2.652669
-----+-----
    sigma_u   | .74894333
    sigma_e   | .41628254
    rho       | .76397516   (fraction of variance due to u_i)
-----+-----

```

Regresión razón corriente centralidad

```

Random-effects GLS regression              Number of obs   =       197
Group variable: id                       Number of groups =        40

R-squared:                                Obs per group:
  Within = 0.0650                          min =          3
  Between = 0.1353                         avg =         4.9
  Overall = 0.1179                          max =          5

corr(u_i, X) = 0 (assumed)                Wald chi2(9)    =       30.04
                                           Prob > chi2    =       0.0004

                                           (Std. err. adjusted for 40 clusters in id)
-----+-----
Current_Ratio | Coefficient  Robust          z   P>|z|   [95% conf. interval]
              |             std. err.
-----+-----
    Katz       |  2.568148   3.795064        0.68  0.499   -4.87004    10.00634
Eigenvector   | .1454653    .5250572        0.28  0.782   -.8836278   1.174558
    Closeness | -1.661806   1.305425       -1.27  0.203   -4.220391   .8967803
    Activos   |  1.81e-06   3.54e-06        0.51  0.608   -5.11e-06   8.74e-06
Endeudamiento | -.9462504   .2996327       -3.16  0.002   -1.53352    -.3589811
    Ingresos  | -.0000202   .0000215       -0.94  0.348   -.0000623   .000022
    Recursos  | .4707543    .4376286        1.08  0.282   -.386982    1.328491
    Financiero | -.0928499   .3127436       -0.30  0.767   -.705816    .5201163
    Consumo   | .065673     .3180594        0.21  0.836   -.557712    .6890579
    _cons     | 2.022092    .5061621        3.99  0.000   1.030032    3.014151
-----+-----
    sigma_u   | .7647368
    sigma_e   | .41664391
    rho       | .77111178   (fraction of variance due to u_i)
-----+-----

```

Regresión capitalización de mercado control

```

Random-effects GLS regression           Number of obs   =       197
Group variable: id                     Number of groups =        40

R-squared:                             Obs per group:
  Within = 0.0733                       min =          3
  Between = 0.0407                      avg =          4.9
  Overall = 0.0345                      max =          5

corr(u_i, X) = 0 (assumed)             Wald chi2(6)    =       27.95
                                         Prob > chi2     =       0.0001

                                         (Std. err. adjusted for 40 clusters in id)
-----+-----
Market_Cap | Coefficient   Robust      z    P>|z|   [95% conf. interval]
            |              std. err.
-----+-----
  Activos | -.1051765    .042387   -2.48  0.013   -.1882535   -.0220995
Endeudamiento | 1766.22    2774.784    0.64  0.524   -3672.256   7204.696
  Ingresos | .183789     .0989532   1.86  0.063   -.0101557   .3777337
  Recursos | 1852.355    1621.762   1.14  0.253   -1326.241   5030.951
  Financiero | 4032.687    3577.837   1.13  0.260   -2979.745   11045.12
  Consumo | 2179.531    2282.437   0.95  0.340   -2293.963   6653.025
  _cons | 3581.441    1653.85    2.17  0.030   339.9541    6822.929
-----+-----
sigma_u | 4039.3219
sigma_e | 3713.5871
rho | .54194049 (fraction of variance due to u_i)
-----+-----

```

Regresión capitalización de mercado centralidad

```

Random-effects GLS regression           Number of obs   =       197
Group variable: id                     Number of groups =        40

R-squared:                             Obs per group:
  Within = 0.1011                       min =          3
  Between = 0.0747                      avg =          4.9
  Overall = 0.0769                      max =          5

corr(u_i, X) = 0 (assumed)             Wald chi2(9)    =       43.96
                                         Prob > chi2     =       0.0000

                                         (Std. err. adjusted for 40 clusters in id)
-----+-----
Market_Cap | Coefficient   Robust      z    P>|z|   [95% conf. interval]
            |              std. err.
-----+-----
  Katz | 60372.25    23997.4    2.52  0.012   13338.22    107406.3
Eigenvector | -15189.73    5690.776   -2.67  0.008   -26343.45   -4036.015
  Closeness | 17175.78    11155.51   1.54  0.124   -4688.615   39040.18
  Activos | -.1015861    .0397235   -2.56  0.011   -.1794427   -.0237296
Endeudamiento | 2078.927    2855.589   0.73  0.467   -3517.924   7675.779
  Ingresos | .1442798     .091948    1.57  0.117   -.0359351   .3244946
  Recursos | 1623.922    1661.562   0.98  0.328   -1632.68    4880.524
  Financiero | 2842.558    3079.875   0.92  0.356   -3193.887   8879.002
  Consumo | 2165.613    2288.178   0.95  0.344   -2319.133   6650.359
  _cons | -7982.14    3820.797   -2.09  0.037   -15470.76   -493.5169
-----+-----
sigma_u | 4091.1312
sigma_e | 3675.2896
rho | .55339047 (fraction of variance due to u_i)
-----+-----

```

Regresión margen Ebitda control

Random-effects GLS regression		Number of obs = 197				
Group variable: id		Number of groups = 40				
R-squared:		Obs per group:				
Within = 0.2386		min = 3				
Between = 0.2364		avg = 4.9				
Overall = 0.1941		max = 5				
corr(u_i, X) = 0 (assumed)		Wald chi2(6) = 46.31				
		Prob > chi2 = 0.0000				
(Std. err. adjusted for 40 clusters in id)						
Margin_EBITDA	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
Activos	-5.56e-07	1.58e-06	-0.35	0.725	-3.66e-06	2.55e-06
Endeudamiento	-1.053267	.2749039	-3.83	0.000	-1.592069	-.5144651
Ingresos	2.45e-06	2.29e-06	1.07	0.285	-2.04e-06	6.93e-06
Recursos	-.2194647	.2522153	-0.87	0.384	-.7137977	.2748682
Financiero	.0598911	.2473556	0.24	0.809	-.4249169	.544699
Consumo	-.2856865	.2459863	-1.16	0.245	-.7678108	.1964378
_cons	1.092129	.2974684	3.67	0.000	.5091016	1.675156
sigma_u	.36411787					
sigma_e	.11340407					
rho	.91157674	(fraction of variance due to u_i)				

Regresión margen Ebitda centralidad

Random-effects GLS regression		Number of obs = 197				
Group variable: id		Number of groups = 40				
R-squared:		Obs per group:				
Within = 0.2442		min = 3				
Between = 0.2389		avg = 4.9				
Overall = 0.1981		max = 5				
corr(u_i, X) = 0 (assumed)		Wald chi2(9) * = 49.14				
		Prob > chi2 = 0.0000				
(Std. err. adjusted for 40 clusters in id)						
Margin_EBITDA	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
Katz	.0001946	.5625388	0.00	1.000	-1.102361	1.10275
Eigenvector	-.054921	.145112	-0.38	0.705	-.3393353	.2294932
Closeness	.2869624	.1856937	1.55	0.122	-.0769906	.6509154
Activos	3.79e-08	1.49e-06	0.03	0.980	-2.89e-06	2.96e-06
Endeudamiento	-1.058082	.2809295	-3.77	0.000	-1.608694	-.5074701
Ingresos	1.03e-06	2.42e-06	0.43	0.669	-3.70e-06	5.77e-06
Recursos	-.2179568	.2537825	-0.86	0.390	-.7153613	.2794477
Financiero	.0324636	.2423763	0.13	0.893	-.4425853	.5075125
Consumo	-.286576	.2470114	-1.16	0.246	-.7707096	.1975575
_cons	1.033735	.3314839	3.12	0.002	.384039	1.683432
sigma_u	.34877667					
sigma_e	.1140946					
rho	.903332	(fraction of variance due to u_i)				