

Impacto de Índices bursátiles sobre otros índices.

Por: Kenat S. Flores

Resumen

En este trabajo se pretende identificar aquellos índices bursátiles que pueden llegar a tener un mayor impacto sobre otros índices. Se obtuvieron los precios de cierre de 47 índices bursátiles, esto fue del 01 de febrero del 2008 al 11 de octubre del 2019. Con esta información se separaron los datos por intervalos de un mes y se obtuvieron los rendimientos correspondientes, posteriormente se obtuvo la correlación existente entre cada par y se dejaron aquellas correlaciones más significativas. Se realizó la transformación necesaria para que la correlación obtenida cumpliera con las condiciones de una medida y así crear la red con base en las distancias. Una vez logrado esto, se dio paso a formar las distintas redes que comprendían los meses de estudio. Se obtuvieron distintas centralidades para los nodos que dan forma a las 141 redes (meses) del periodo de estudio. Finalmente, se obtuvo las distintas distribuciones de las centralidades correspondientes en espera de identificar aquellos índices mayormente relacionados.

Introducción.

La predicción del comportamiento de una inversión es muy importante en el mundo financiero, la idea básica de cada una de ellas es registrar las mayores ganancias posibles, sin embargo, debido a la naturaleza aleatoria del mercado financiero (compuesto por acciones, bonos, divisas, commodities, etc) es difícil siempre registrar ganancias, este comportamiento del mercado nos lleva irremediablemente a enfrentar una que otra vez pérdidas, por lo que el poder predecir ese comportamiento es de suma importancia para saber cuándo entrar/salir de una inversión con el único fin de registrar las mayores ganancias o en su defecto registrar las menores pérdidas.

Realizar inversiones en alguna de las empresas públicas, es decir, sencillamente comprar acciones de estas, se logra a través de una casa de bolsa, dado que está activada ha sido durante mucho tiempo una forma de obtener ganancias tanto a corto como a largo plazo, surgió la necesidad de crear formas en las cuáles resumir el comportamiento de estas empresas que cotizan en dicha casa de bolsa. Un índice bursátil es un promedio que nos muestra el comportamiento que está llevando cierto sector o zona industrial, por ejemplo, el índice NASDAQ muestra el comportamiento de las 2,000 empresas más importantes del sector tecnológico, otro ejemplo, es el Dow Jones, que nos muestra el comportamiento de las 30 empresas más grandes que cotizan en la bolsa de Nueva York, por lo que si un índice registra una ganancia

de un periodo a otro, se puede entender que al menos a la mayoría de estas empresas le fue bien en ese periodo.

Al realizar una inversión en una o varias empresas, sería bastante prudente tener en cuenta en tu estrategia de inversión ese rendimiento que está desempeñando dicho índice bursátil al que pertenece la o las empresas y a su vez que ver que índices tienen influencia en dicho índice. Veámoslo con un ejemplo, supongamos que el índice bursátil de la Unión Europea (Euro Stoxx 50), este se calcula a partir de las 50 empresas más valiosas que operan en el propio continente, tuviera un rendimiento negativo, esto se vería reflejado en los índices bursátiles de las respectivas bolsas de estos países, pero que tanto impacto tendría en el rendimiento de por ejemplo la bolsa Mexicana de valores, esto nos podría servir de mucha ayuda para poder anticipar el comportamiento entre una bolsa a otra y a su vez entrar o salir de cierta inversión registrando las mayores ganancias posibles, haciendo uso de este tipo de información, la relaciones que puedan existir entre índices bursátiles serán de mucha ayuda en cualquier estrategia de inversión.

Lo que nos lleva al objetivo de este proyecto, encontrar aquellos índices mayormente relacionados para tenerlos en cuenta en nuestra estrategia de inversión. La forma de lograrlo será haciendo uso de la Teoría de Redes, en un intento de capturar la información en determinado periodo y visualizar los enlaces existentes, identificando aquellos nodos que serán etiquetados como más centrales, a los cuales podremos atribuirles como de mayor impacto, es decir, el rendimiento de estos se verá reflejado, al menos la mayoría de las veces, sobre otros índices menos centrales. La creación de una única red no nos sería de mucha ayuda, porque al ser una captura del comportamiento del mercado en un momento en particular, no podríamos ver el desarrollo a lo largo del tiempo, por lo que se pasaron a crear una red por mes empezando desde febrero del 2008 hasta octubre del 2019, facilitándonos el poder examinar esa dinámica que llegan a tener los índices más relacionados (centrales) y ver, si efectivamente su tendencia es tener un fuerte impacto sobre otros índices o podría haber sido cosa de una sola vez.

Marco teórico.

Estudios referentes al tema:

Se han llevado a cabo diversos estudios con el enfoque de tratar de predecir el comportamiento de las acciones (el precio de las acciones es pieza clave para la obtención de un índice bursátil) por ejemplo:

“En 1999 Franses y Ghijsels confirmaron que los modelos Garch sirven para predecir la volatilidad del mercado de valores, pero es frecuente que los residuos

estimados de estos modelos tengan exceso de curtosis y dichos modelos al parecer no capturan todas las características de los datos.”¹

“En 2005 Bhardwaj y Swanson sugirieron un nuevo modelo denominado Arfima, que hace estimaciones usando una variedad de procedimientos estándares que proporcionan significativamente mejores predicciones que AR, MA, ARMA, Garch y modelos relacionados, con base en el análisis de la media de los errores cuadráticos del pronóstico (MSFE) y en el uso de pruebas de precisión de predicción.”¹

“Liu y Hung (2010) realizaron un estudio en el cual, usando la volatilidad diaria del índice S&P-100 de Estados Unidos, compararon los modelos Garch-N, Garch-t, Garch-HT y Garch-SGT con modelos del tipo asimétrico como GJR-Garch y Egarch. Los resultados obtenidos muestran que estos últimos mejoran la volatilidad del pronóstico y demuestran que el componente asimétrico es más importante que la especificación de la distribución cuando hay presencia de asimetría, leptocurtosis y efectos Leverage”¹

Estos estudios fueron llevados bajo el supuesto de que el comportamiento de los datos tiene una forma lineal. A su vez se han llevado a cabo estudios bajo el supuesto de un comportamiento no-lineal.

Ahora, algunos estudios haciendo uso de la teoría de redes y su aplicación al entorno financiero, tenemos de ejemplo los siguientes:

Mustafa Keshin, Bayram Deviren y Yusuf Kocakaplan (2001) *Topology of the correlation networks among major currencies using hierarchical structure methods* en la cual a través del uso del árbol de expansión mínima y el árbol jerárquico ultramétrico, analizaron la topología resultante entre las relaciones de las distintas divisas para los años 2007-2008.

Doherty, Adams, Davey y Pensuwon (2005) realizaron un estudio para ver si el comportamiento de los precios de cierre y ciertos conjuntos de entidades se mueven juntos entre sí, es decir, si ciertas empresas pertenecientes a un sector industrial tienen precios de cierre con un comportamiento similar, esto lo lograron haciendo uso del Tree Growing Neural Gas.

Cornejo y Carola (2014) *Estructura topológica del mercado bursátil de Chile*. En el cuál haciendo uso del árbol de expansión mínima, estudiaron también la estructura topológica de las empresas más grandes de Chile y así poder ver cuales empresas

1

Métodos para predecir índices bursátiles, por Martha García, Aura Jalal, Luis Garzón y Jorge López (2013).

tenían un mayor impacto sobre de otras, entre 2009-2013, esto en busca de crear portafolios de inversión diversificados.

Wenyue Sun, Chuan Tian y Guang Yang (2015) *Network Analysis of the Stock Market*. Cuyo enfoque fue ver las empresas más relacionadas entre sí (esto entre las mayores empresas de Estados Unidos, así como ver su comportamiento durante la crisis financiera del 2008).

Cupal, Deev y Linnertova *Network structures of the European stock markets*. En el cuál analizaron el cambio en la estructura topológica de las acciones de las mayores empresas en Europa, haciendo uso del árbol de expansión mínima.

Jonathan (2019) *Applications of Graph Theory In Finance*. Nos muestra el comportamiento de las acciones que componen el índice Dow Jones, algunos bonos y algunos commodities, durante 2012-2014 para la construcción de portafolios de inversión.

A pesar de que algunos estudios no tratan directamente con los índices bursátiles, si nos permiten ver las distintas aproximaciones matemáticas que existen para poder entender y predecir el comportamiento de los precios de las acciones en el mercado, parte importante en la construcción de los índices bursátiles, así también podemos ver el uso de la teoría de redes en otros elementos del sistema financiero pero que se pueden extrapolar al propósito del presente proyecto.

Teoría de redes.

Red: Se suele referir a sistemas reales. Es una forma de hacer una captura de los elementos que conforman cierto sistema y ver las diversas interacciones que estos tiene entre sí.

Ejemplos:

- Red social: Grupo de individuos conectados por una relación familiar, de amistad o profesional.
- Red metabólica: Conjunto de las reacciones químicas que tienen lugar en una célula.
- Red transporte aéreo: Las diversas rutas y aeropuertos, por las que circulan los aviones.

Grafo: Es la representación matemática de una red

Definición: Un grafo es un par (V, E) , donde V es un conjunto finito y los elementos de E son pares de elementos distintos de V . Llamaremos vértices o nodos a los elementos de V y ramas o arcos a los elementos de E .

Tipos de redes:

-Dirigida:

El flujo que pueda existir entre cada par de nodos de la red solo es permitido en una sola dirección.

-No dirigida:

El flujo que pueda existir entre cada par de nodos de la red puede ser en ambas direcciones.

Peso:

Costo asociado a un enlace entre cada par de nodos de la red.

Matriz de adyacencia:

A cada red ya sea dirigida o no, le podemos asociar una matriz que contiene toda la información sobre la red. Cuyas filas y columnas representan los nodos de la red y en la cual cada entrada de la matriz representa el peso de enlace entre cada par de nodos i-fila y j-columna.

Centralidad de grado:

Número de enlaces que posee un nodo con los demás.

Centralidad intermedia:

Es una medida que cuantifica la frecuencia o el número de veces que un nodo actúa como un puente a lo largo del camino más corto entre otros dos nodos.

Eigenvector:

Corresponde al principal vector propio de la matriz de adyacencia del grafo analizado

Árbol de expansión mínima:

Subconjunto conectado de una red que comprende todos los nodos, pero ningún ciclo.

Metodología.

Datos.

Cabe destacar que existen múltiples páginas con información financiera a disposición de cualquier persona, se eligió el portal “investing.com”² por estar más de 12 años funcionando y tener una buena reputación en distintas redes sociales. La página contiene un apartado en el cual considera a 47 índices bursátiles como los más importantes, por lo que fueron estos los que se usaron como enfoque de estudio. La estructura de cada archivo contenía las siguientes variables: “fecha”, “Cierre”, “Apertura”, “Máximo”, “Mínimo”, “Volumen” y “%Variación”, el periodo de estudio fue tomado desde 01/02/2008 hasta el 11/10/2018. Por último, las únicas variables que se utilizaron fueron “fecha” y “Cierre”, en específico está última variable sirvió para realizar todas las transformaciones necesarias. Los precios de cierre tienen una periodicidad diaria, cabe destacar que se podrían haber usado periodos de meses, semanas, horas incluso minutos.

Procesamiento de los datos.

Lo que se hizo fue juntar en una sola base de datos a todos los precios de cierre de los distintos índices, dándonos una base con 48 variables, 47 correspondientes a los índices y la restante correspondiente a la fecha, esta última más adelante nos servirá como identificadora de los datos.

Los índices de estudio son los siguientes:

Fig 1

| Clave | Índice | Pertence |
|-------|------------------------------|--|
| 1 | AEX | Bolsa de Amsterdam |
| 2 | ATX | Bolsa de Viena |
| 3 | BEL 20 | Bolsa de Bruselas |
| 4 | BIST 100 | Bolsa de Estambul |
| 5 | Bovespa | Bolsa de Sao Paulo |
| 6 | BSE Sensex 30 | Bolsa de Bombay |
| 7 | Budapest SE | Bolsa de Budapest |
| 8 | CAC 40 | Bolsa de París |
| 9 | CBOE Volatility Index | Relacionado a las opciones sobre el s&p500 |
| 10 | COLCAP | Bolsa de Colomba |
| 11 | CSE All-Share | Bolsa de Sri Lanka |
| 12 | DAX | Bolsa de Alemania |
| 13 | Dow Jones Industrial Average | Bolsa de Nueva York |
| 14 | Dow Jones Shanghai | Bolsa de Shanghái |

² Página para descargar los datos: www.investing.com/indices/major-indices fecha: 11/10/2019

| | | |
|----|--------------------|--|
| 15 | Euro Stoxx 50 | Eurozona |
| 16 | FTSE 100 | Bolsa de Londres |
| 17 | FTSE China A50 | Bolsa Shanghai y Shenzhen |
| 18 | FTSE MIB | Bolsa de Milán |
| 19 | Hang Seng | Bolsa de Hong Kong |
| 20 | HNX 30 | Bolsa de Hanoi |
| 21 | IBEX 35 | Bolsa de Madrid |
| 22 | IDX Composite | Bolsa de Indonesia |
| 23 | KOSPI | Bolsa de Corea del sur |
| 24 | MOEX Russia | Rusia |
| 25 | NASDAQ Composite | National Association of Securities Dealers Automated Quotation |
| 26 | Nifty 50 | India |
| 27 | Nikkei 225 | Bolsa de Tokio |
| 28 | OMX Stockholm 30 | Bolsa de Estocolmo |
| 29 | PSI 20 | Bolsa de Lisboa |
| 30 | RTSI | Bolsa de Moscú |
| 31 | Russell 2000 | Acciones de empresas con pequeña capitalización. |
| 32 | S&P 500 | 500 Empresas más grandes tando de Nueva York como el NASDAQ |
| 33 | S&P CLX IPSA | 10 Empresas con acciones más liquidas (NY & NADAQ) |
| 34 | S&P Lima General | Bolsa de Lima |
| 35 | S&P Merval | Bolsa de Buenos Aires |
| 36 | S&P_ASX 200 | Bolsa de Australia |
| 37 | S&P_BMV INMEX | 20 Empresas más valiosas del la Bmv |
| 38 | S&P_BMV IPC CompMx | 75% Empresas más valiosas de la Bmv |
| 39 | S&P_BMV IPC | Bolsa Mexicana de Valores |
| 40 | S&P_TSX | Bolsa de Toronto |
| 41 | Shanghai Composite | Bolsa de Shanghai (Todos los valores negociados) |
| 42 | SMI | Bolsa de Zúrich |
| 43 | SZSE Component | Bolsa de Shenzhen |
| 44 | TA 35 | Bolsa de Tel Aviv |
| 45 | Tadawul | Bolsa de Arabia Saudita |
| 46 | Taiwan Weighted | Bolsa de Taiwán |
| 47 | WIG20 | Bolsa de Varsovia |

Como nota, la mayoría de los índices bursátiles operan (es decir son calculados) de lunes a viernes, sin embargo, algunos índices solo operan dos o tres días por semana, por lo que aquí se realizó la primera transformación, en la que si un índice no opera determinado día, lo que se hizo fue llenar ese día con el precio anterior, por ejemplo, los sábados y domingos la mayoría de los índices no opera por lo que sencillamente se colocó el precio del viernes. La siguiente transformación que se le hizo fue obtener la base de los llamados “retornos”, donde a cada variable de esta base se le aplico una función:

$$R_t = \frac{S_t - S_{t-1}}{S_{t-1}} \quad \text{donde } S_t \text{ representa el precio de cierre en el periodo } t$$

Esta transformación nos permite saber el comportamiento (positivo o negativo) de un periodo a otro para cada uno de los índices.

Se extrajeron intervalos de tiempo (de un mes) para formar 141 nuevas bases de datos, este número corresponde a los meses que existen desde febrero del 2008 hasta septiembre del 2019 más otra base por los 11 días comprendidos de octubre del 2019.

Lo siguiente que se hizo fue sacar la correlación existente entre cada par de índices (i, j) , para esto se usó el coeficiente de correlación de Pearson ρ , en su forma muestral:

$$r_{ij} = \frac{n \sum (i_x j_x) - \sum i_x \sum j_x}{\sqrt{n \sum i_x^2 - (\sum i_x)^2} \sqrt{n \sum j_x^2 - (\sum j_x)^2}}$$

Una vez obtenida la matriz de correlaciones, para fines de este estudio se va a hacer el supuesto de tomar las correlaciones más significativas entre cada par de índices, por lo que aquellos coeficientes que:

$$\text{Sí: } -0.5 < r_{ij} < 0.5 \quad \text{Ent: } r_{ij} = 0$$

Así también:

$$\text{Sí: } r_{ij} = 1, r_{ij} = -1 \quad \text{Ent: } r_{ij} = 0$$

$\forall i, j$

Obteniendo así la matriz de coeficientes con las correlaciones más significativas y sin la correlación de un índice consigo mismo.

Estudiaremos el comportamiento al que tienden dos pares de índices, a través de la distancia que pueda existir entre ellos. Veamos primero la siguiente definición.

Una métrica sobre un conjunto X es una función (llamada función distancia o simplemente distancia)

$$d : X \times X \rightarrow [0, \infty),$$

donde $[0, \infty)$ es el conjunto de los números reales no-negativos (no se puede poner \mathbb{R} porque la distancia no puede ser negativa), y tal que, para cualesquiera x, y, z de X , se satisfacen las siguientes condiciones:

1. $d(x, y) \geq 0$ (no-negativa, o axioma de separación)
2. $d(x, y) = 0$ si y solo si $x = y$ (axioma de coincidencia)
3. $d(x, y) = d(y, x)$ (*simetría*)
4. $d(x, z) \leq d(x, y) + d(y, z)$

Sin embargo, el coeficiente de correlación de Pearson no cumple con las condiciones de una métrica, por lo que se le aplicó la siguiente transformación:

$$d_{ij} = \sqrt{2(1 - C_{ij})}$$

Donde, $0 \leq d_{ij} \leq 2 \quad \forall i, j$

Finalmente, la última transformación que se aplicó fue:

$$\text{Si: } d_{ij} \approx \sqrt{2} \quad \text{Entonces: } d_{ij} = 0 \quad \forall i, j$$

Nota: La transformación anterior fue para que los no existiera conexión entre los índices para aquellos con correlaciones no significativas.

Formación de la red:

La matriz de distancias obtenida en el paso anterior, ahora la conoceremos como la matriz de adyacencia entre cada par de índices (desde ahora nodos) y cada entrada de la matriz representa si dos nodos están relacionados o no, estableciendo la distancia (peso) entre cada par.

Pero que significa cuando un peso es más chico o grande que otro:

Cuando un peso es muy cercano a cero, no solo nos dice que su distancia es muy pequeña, también nos dice que la correlación (el comportamiento que tienden a tener dos pares de nodos) es de forma positiva, es decir si un índice tiene un rendimiento positivo/negativo esto se va a ver reflejado (no necesariamente que sea la causa) en el otro índice correlacionado también con un rendimiento positivo/negativo respectivamente.

A su vez, cuando un peso es muy cercano a dos, nos dice que su distancia es muy grande, así también su correlación es de forma negativa, es decir si un índice tiene un rendimiento positivo/negativo esto se va a ver reflejado en el otro índice correlacionado pero esta vez con un rendimiento negativo/positivo respectivamente.

De manera más clara, si un par de índices se encuentran muy juntos, esto nos dirá que tienden a comportarse muy similar, por su parte si su distancia es muy lejana su comportamiento tendería en forma opuesta.

Métricas:

Centralidad de grado, centralidad intermedia, Eigenvector y Pagerank, se obtuvieron estas métricas con el fin de determinar aquellos nodos que más importantes de la red.

Algoritmo:

Se hizo uso del algoritmo de Prim para obtener el llamado árbol de expansión mínima y ver la estructura topológica de la red, esto en el periodo (01/10/2019-11/10/2019).

Resultados y análisis:

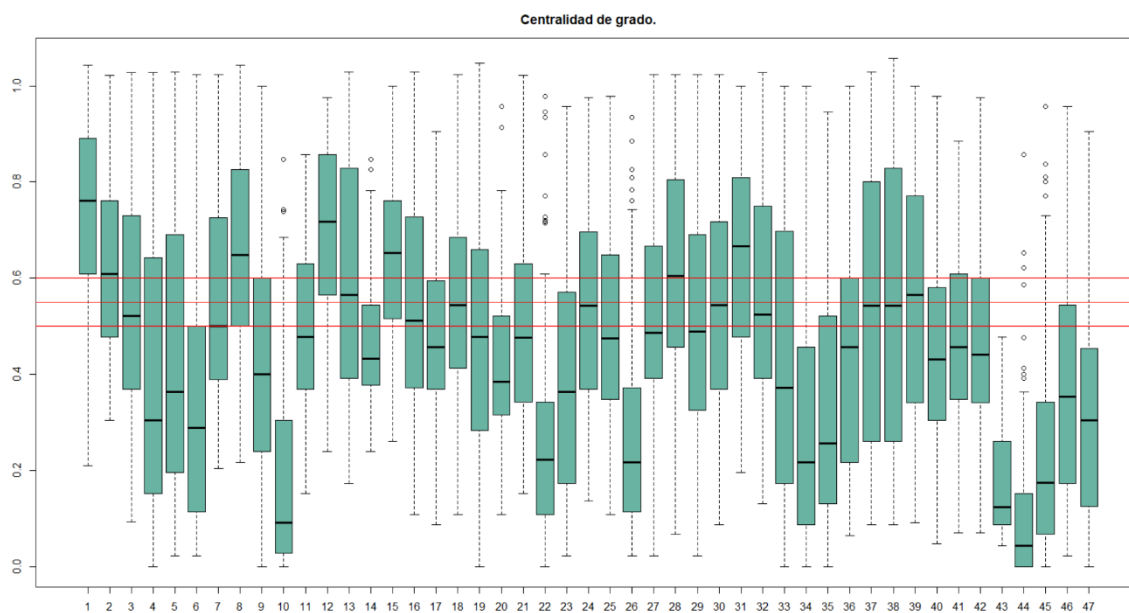
Buscando responder el problema planteado, la siguiente parte se divide en dos, la primera tratará de ver que nodos durante el periodo de estudio han tenido ese comportamiento de mayor centralidad en las distintas redes creadas, la segunda parte utilizará la creación de un árbol de expansión mínima y así visualizar el comportamiento de la red enfocándonos en los posibles índices de mayor impacto en un periodo específico.

Distribución de las centralidades.

Dadas las especificaciones que se hicieron para crear una red que capturara el comportamiento de relaciones entre los nodos (índices) a través de las distancias ya en la propia red, saber que nodos estaban más interconectados con otros, nos podría dar una pista de que índices tiene un mayor impacto, es decir, que reflejan su rendimiento hacía otros índices, cabe notar no que sea la causa en sí, sino que tienden hacía un comportamiento similar o inversamente proporcional. Por lo mismo de que una sola red es una captura en un periodo en específico fue que se crearon los distintos periodos (141 meses) y así observar de manera más dinámica ese cambio a través del tiempo de los índices con un mayor impacto sobre otros, en este caso haciendo uso de la mediana.

Distribuciones de la Centralidades de Grado:

Fig 1



- 1 AEX
- 2 ATX
- 8 CAC 40
- 12 DAX
- 13 Dow Jones Industrial Average
- 15 Euro Stoxx 50
- 18 FTSE MIB
- 24 MOEX Russia
- 28 OMX Stockholm 30
- 30 RTSI
- 31 Russell 2000
- 32 S&P 500
- 37 S&P_BMV INMEX
- 38 S&P_BMV IPC CompMx
- 39 S&P_BMV IPC

Con la centralidad de grado lo que obtenemos es el número de enlaces existentes para cada índice, se divido el intervalo $[0,1]$ en cuatro partes para facilitar su

inspección y así también se eligieron las centralidades más altas desde la centralidad de grado media del S&P500. Resulta interesante ver como más de una tercera parte de los índices con mayor número de enlaces pertenecen a bolsas o referentes con el continente Europeo, es casi seguro que esto se deba a que el comercio dentro del propio continente es mucho más fácil de hacer, esto debido a la divisa utilizada, cercanía geográfica, incluso a una menor cantidad de aranceles, aunque los índices no reflejan directamente esto, si lo hacen a través de la confianza hacia la empresas que son las que realizan estas actividades, por lo que no es de sorprenderse que estos índices estén muy relacionados, a pesar de que la gráfica no nos muestra directamente con quienes están relacionados, se puede deducir que el mercado Europeo tiene una gran importancia no solo con su propio mercado si no a nivel mundial. Como observación adicional el índice con mayor centralidad de grado es el de la bolsa de Ámsterdam, país que es considerado uno de los más ricos y con mucho comercio, puede que sea parte de la explicación del por qué tan alto nivel de centralidad.

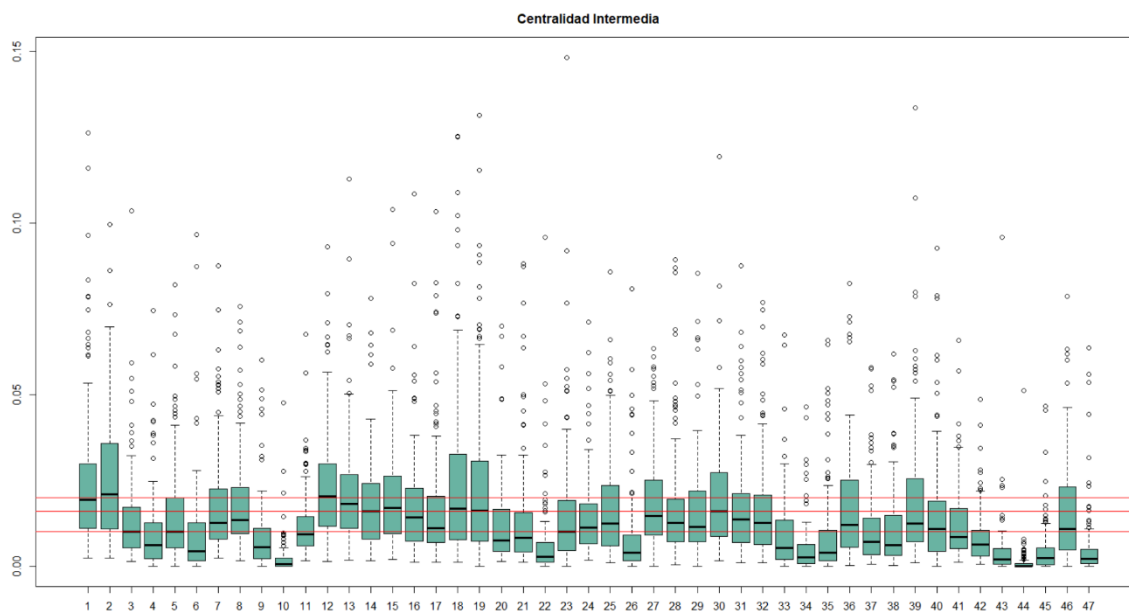
Dos Índices que básicamente por la forma en la que están contruidos el Dow Jones referente de lo que aún es hoy el país con la economía más grande del planeta y el Euro Stoxx 50 que como también se sabe, Europa es parte importante de la economía mundial, el que tuvieran altas centralidades, es algo que seguramente iba a pasar y así fue.

La sorpresa entre comillas son los índices asociados a la Bolsa Mexicana de Valores, ya que bueno en cuanto a nivel del dinero que se mueve es cerca del 600 mil millones en comparación el Dow Jones mueva alrededor de 6 billones ambos en dólares, sin embargo, se podría explicar con el hecho de que el principal socio comercial es Estados Unidos convirtiéndolo en una de las economías más fuertes de Latinoamérica después de Brasil, una posible explicación al porque estos índices de la Bmv tienen tantas relaciones con otros.

Como parte final, el que un nodo tenga muchos enlaces no necesariamente quiere decir que puede ser un referente al impacto sobre otros índices, puede que sea todo lo contrario, que varios índices tengan un impacto sobre ellos, por lo que se hará uso de otra métrica.

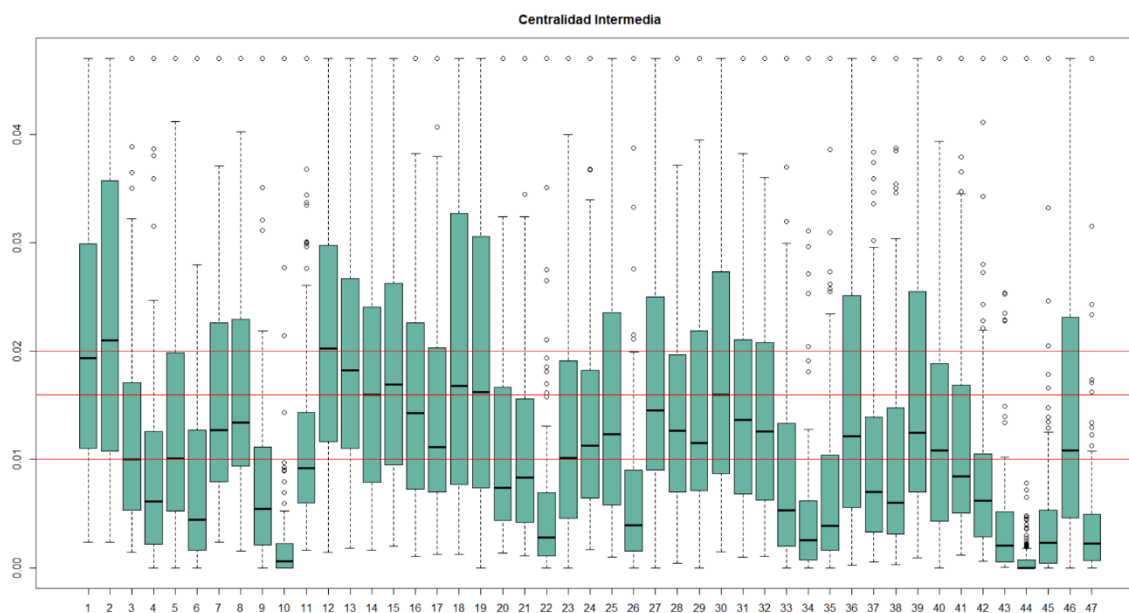
Distribución de las Centralidades Intermedias:

Fig 2



Distribución de las Centralidades Intermedia (corrección de la mayoría de los datos atípicos):

Fig 3



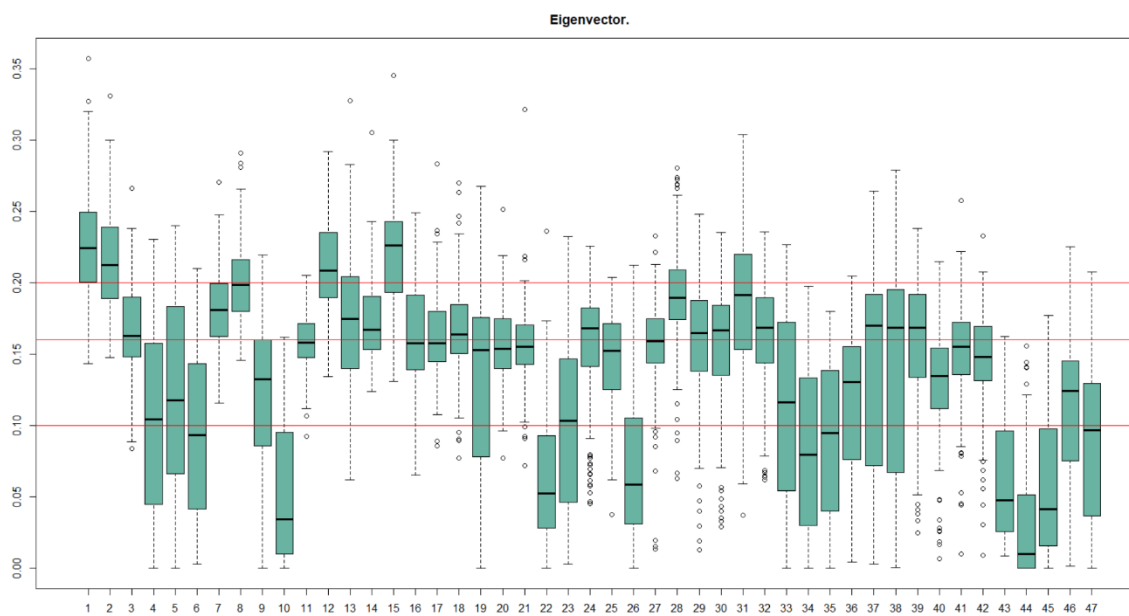
- 1 AEX
- 2 ATX
- 12 DAX
- 13 Dow Jones Industrial Average
- 14 Dow Jones Shanghai
- 15 Euro Stoxx 50
- 18 FTSE MIB
- 19 Hang Seng
- 30 RTSI

De los índices pasados con alta Centralidad de grado, vuelven a aparecer ocho de estos en la Centralidad Intermedia, se tomó como referencia a la centralidad intermedia media del S&p500 para ver claramente aquellas centralidades que más destacan sobre las otras. Recordando, esta centralidad nos dice que nodos ejercen más como puente entre otros nodos, por lo que lo podemos interpretar si un índice está enlazado a uno de estos nodos, es decir ambos tienden a comportarse muy parecido, pero estos nodos centrales al servir como puente entre pares de nodos, esto nos indica que a su vez habrá algún nodo por decirlo de alguna manera, del otro lado del puente, que también tenderá a un comportamiento de los dos nodos anteriores, por lo que al tener un nodo está centralidad alta, nos indicaría que los índices que estén relacionados en la red (a su vez correlacionados) tenderán a comportarse de manera similar, por lo que podríamos decir que esta métrica nos acerca mucho a dar una posible respuesta, en cuanto a que índices tomar más en cuenta sobre otros que no tienen tanto ese llamado impacto.

Poniendo atención en los índices considerados como más “centrales”, podemos ver algunos que de cierta manera es lógico que tengan tan alta centralidad, esto es debido a que muchos de ellos pertenecen a ciudades que se les conocen como capitales financieras, por ejemplo, Alemania, Nueva York, Londres (aunque en esta centralidad se quedó ligeramente corta) y Hong Kong, algunos ya tuvieron aparición en la centralidad anterior, AEX y ATX, si bien no pertenecen a ciudades grandes, como las antes mencionadas, si se sabe que su economía es bastante próspera, por lo que también es natural pensar que tienen un alto impacto sobre otros índices. A su vez la bolsa de Milán y Moscú, una es una de las economías más grandes del mundo y la otra tiene mucho potencial todavía por ofrecer, sin embargo, hoy en día es un exportador muy grande de materias primas.

Eigenvector

Fig 4

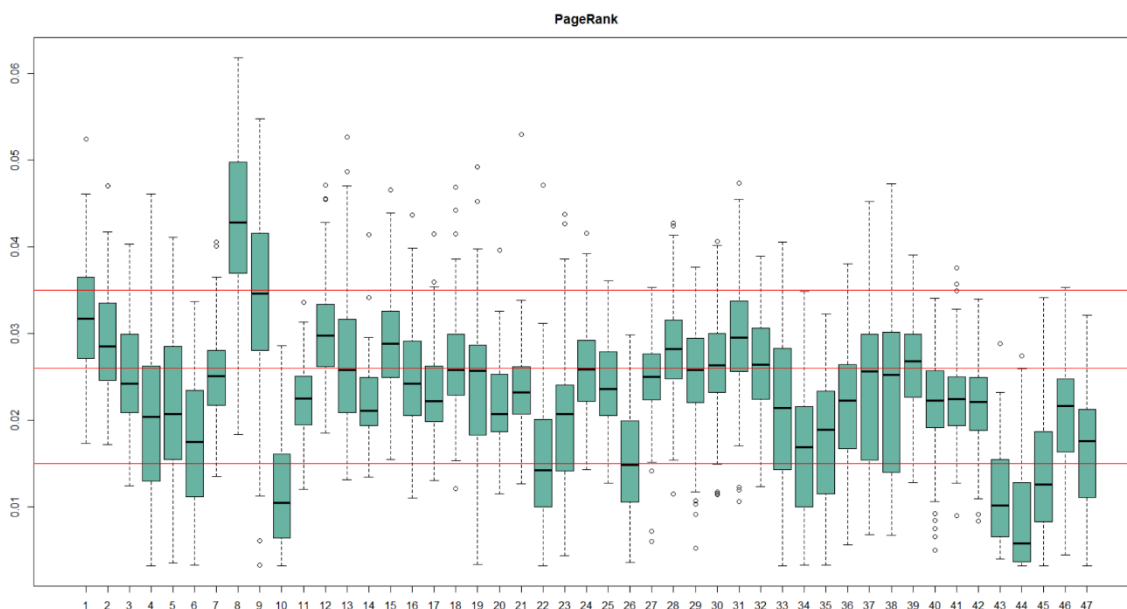


| | | | |
|----|--------------------|----|--------------------|
| 1 | AEX | 24 | MOEX Russia |
| 2 | ATX | 27 | Nikkei 225 |
| 3 | BEL 20 | 28 | OMX Stockholm 30 |
| 7 | Budapest SE | 29 | PSI 20 |
| 8 | CAC 40 | 30 | RTSI |
| 12 | DAX | 31 | Russell 2000 |
| 13 | Dow Jones NY | 32 | S&P 500 |
| 14 | Dow Jones Shanghai | 37 | S&P_BMV INMEX |
| 15 | Euro Stoxx 50 | 38 | S&P_BMV IPC CompMx |
| 18 | FTSE MIB | 39 | S&P_BMV IPC |

Esta vez es claro que los índices con mayor centralidad aumentaron considerablemente. De entre los cinco más importantes, dos de ellos ya habían aparecido en las centralidades anteriores (AEX y ATX), uno es la bolsa de Paris (segunda economía de Europa) y los otros dos son de Alemania (primera economía de Europa) y el de la zona europea (refleja el comportamiento promedio de la zona). Por otra parte, vemos que otros índices también vuelven a aparecer, tomando en cuenta el eigenvector medio del S&P500. Algo curioso es ver los índices de la Bmv, la cuál a nivel internacional es todavía muy pequeña.

Pagerank

Fig 5

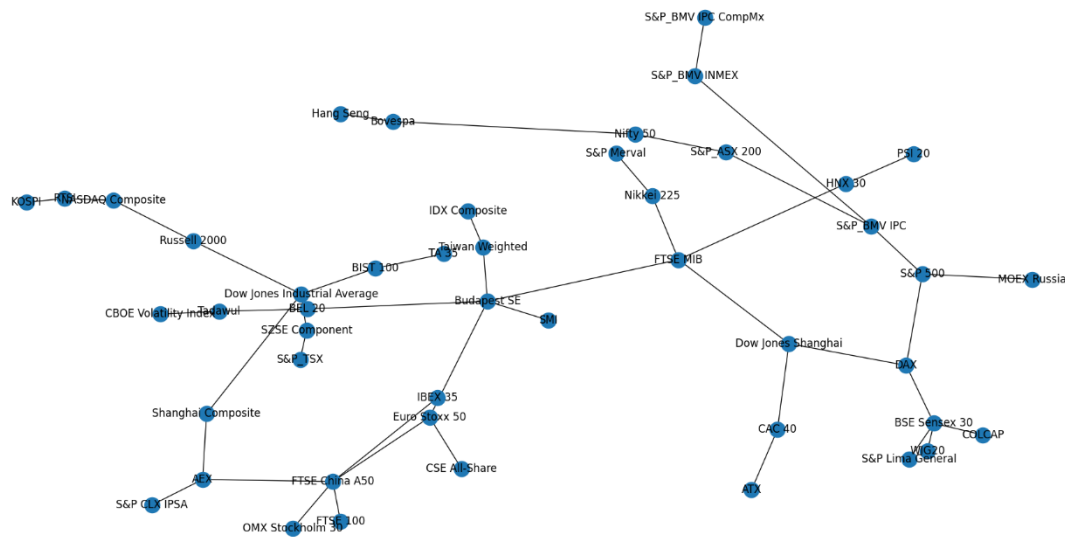


Es fácil observar la gran diferencia que existe entre las centralidades de la bolsa de Paris y la CBOE Volatility Index, dado que la esencia del Pagerank es determinando que un nodo es importante si esta enlazado con otros nodos importantes, la posible explicación que se podría hacer empezando con el CBOE es que las opciones financieras de cierta manera manipulan el mercado, haría falta hacer una investigación más a fondo pero, diversas entidades financieras lo suficientemente grandes (con gran poder adquisitivo) pueden emitir muchas de estas opciones con el fin de que el valor real del activo al cual está asociado la opción cambie su propio comportamiento en el mercado real, este tipo de arbitraje existe, en mayor o menor complejidad, con el único fin de poder sacar cierta utilidad a expensas de manipular el mercado, además como es más fácil emitir estas opciones a futuro que el propio activo puesto que este tiene un límite claro, pues podría ser la explicación del porque está tan relacionado con otros índices importantes. Ahora en cuanto al índice de la bolsa de Paris pues está se considera la segunda economía más grande de Europa, hay que notar que la intuición nos diría que tal vez debería estar en ese lugar Alemania, así que la otra posible explicación es por su comercio el cual está muy ligado con países como Alemania, España, Italia, Reino Unido y Bélgica, países muy ricos, además que gran parte de su economía se basa en los servicios, podría ser la explicación del porque su valor tan alto en este tipo de centralidad.

Árbol de expansión mínima: Periodo (01/10/2019 – 11/10/2019)

La obtención del *árbol de expansión mínima* recae en poder visualizar la estructura topológica de las relaciones de los índices, a su vez poder observar mediante al uso del árbol la posible formación de agrupaciones de entre índices.

Fig 6



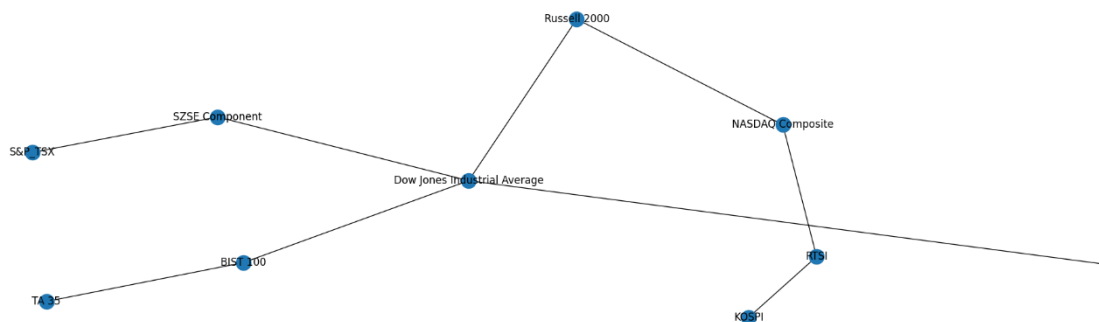
Basado en los resultados de las centralidades, la mejor opción que podríamos tomar es hacer realizar una especie de intersección entre las centralidades obtenidas, puesto que nos mostró aquellos índices de los que mucho se hablan tanto de personas del día a día, como de expertos en la materia.

Veamos los siguiente:

Se puede notar como se forman agrupaciones alrededor de índices considerados antes con alta *Centralidad Intermedia*, por ejemplo, el EURO STOXX 50, el DAX y más abajo el DOW JONES.

El Dow Jones Industrial Average del árbol obtenido Fig 7

Fig 7



Sin embargo, en índices como el AEX y el ATX no se forman tantas agrupaciones como con los índices anteriores, sin embargo, esto no necesariamente nos dice que está mal, lo que se trata de explicar es que las distribuciones de las distintas centralidades obtenidas nos dan una idea de la tendencia que obtuvieron los índices durante los últimos 12 años, por lo que habrá periodos en los cuales no se formarán estas agrupaciones, pero tendrán ese comportamiento a lo largo del tiempo.

Conclusiones.

En cierta forma se logró responder a la pregunta inicial, ¿Qué índices tiene mayor impacto sobre otros índices?, recordando que cuando se hace referencia a “impacto” no necesariamente la causa del primero causa el segundo, sino que es el poder ver ese comportamiento mutuo que tienden a tener ambos, buscando aquel índice enlazado a múltiples índices a través de ese comportamiento. En un intento de entender el porqué de los resultados, se llegó a que la mejor forma de observar aquellos índices más importantes, es a través de una intersección de *la centralidad de Grado, centralidad Intermedia, Eigenvector y Pagerank*, con esto se llegó a la conclusión de que los índices bursátiles a tener en cuenta son los: **AEX, ATX, DAX, Dow Jones Industrial Average (NY), Euro Stoxx 50, FTSE MIB, y RTSI**, índices de los que a diario se escucha hablar sobre ellos en las noticias financieras sin mencionar al índice más popular que es el **S&P500** el cual, solo faltó que apareciera en la centralidad intermedia. Estos índices, de cierta manera refleja el comportamiento del mercado en cierto sector o zona industrial. Falta mucho por analizar, puesto que los índices considerados, son los más importantes porque un portal de internet así lo estableció, pudiendo haber quedado fuera otros índices con mayor relevancia (hablando en cuanto a volumen de capitalización bursátil), se espera poder ampliar el estudio a muchos más índices bursátiles y por periodos de tiempo más largos, no solo con la información del precio de cierre, sino también mezclando el precio de apertura, volumen, etc. Usando además periodicidades por semana, mes e incluso el “intraday”. Por último, es importante mencionar, que el impacto encontrado de estos índices hacía otros es solo en las redes creadas con los datos utilizados, quizá a mayor cantidad de información, la tendencia de estos índices cambie incluso a niveles muy radicales, por lo que habrá que hacer otros estudios con mayor detalle e información para aproximarnos lo más posible a la respuesta de los índices bursátiles con un mayor impacto hacía otros.

Anexos.

Material utilizado:

Lenguaje de programación:

Python.

R

Paquetes:

networkx

matplotlib.pyplot

Funciones:

degree_centrality()

betweenness_centrality()

pagerank()

eigenvector_centrality()

minimum_spanning_tree()

draw()

show()

boxplot()

Cálculo de un índice bursátil:

-Índice según el precio de las acciones (Price-Weighted Index)

“Estos índices solo tienen en cuenta el precio de las acciones de los valores y se calcula sumando el precio de todas ellas y dividiendo por el número total de compañías constituyentes del índice.”

-Índice según la capitalización bursátil (Market Value-Weighted Index)

“El índice Capitalización lo componen las mismas empresas del ejemplo anterior, con los mismos precios de las acciones, pero ahora tenemos que calcular sus capitalizaciones bursátiles, multiplicando el número de acciones que tiene cada empresa en circulación (las acciones que se pueden comprar y vender libremente en el mercado) por el precio de mercado de la acción.”

Referencias:

Martha Cecilia García, Aura María Jalal, Luis Alfonso Garzón Y Jorge Mario López. (2013) Métodos para predecir índices bursátiles Applications of Graph Theory In Finance, 03-05

(<http://jonathankinlay.com/2019/09/applications-graph-theory-finance/> 30/10/2019)

Mustafa Keskin, Bayram Deviren Y Yusuf Kocakaplan. (2001). Topology of the correlation networks among major currencies using hierarchical structure methods, 02-04

Edinson Edgardo Cornejo Saavedra Y Carola Andrea Figueroa Flores. (2014). Estructura topológica del mercado bursátil de Chile, período 2009-2013, 54-59

M.C. Adriana Nieto Castellanos. 5.1 Terminología de redes Investigación de Operaciones II Unidad V, 07-08

Oscar Córdón García. Redes y sistemas cuarto curso del grado de ingeniería en informática, 05-07

(<https://es.wikipedia.org/wiki/Centralidad> 30/10/2019)

(<https://www.gestionpasiva.com/como-calcular-indice-bursatil/> 03/11/2019)