

Universidad De Chile
Facultad De Economía Y Negocios
Escuela De Economía Y Administración

Modelos Predictivos de Índices Bursátiles Relevantes para la Economía Chilena.

Seminario para optar al título de:
Ingeniero Comercial, Mención Economía

Participantes:
Rodrigo Giménez Fernández
Pablo Zamorano Cid

Profesor guía:
Michael Basch Harper

Director de Escuela Economía y Administración:
Claudio Bravo Ortega

Abstract

Este trabajo presenta modelos predictivos para los siguientes índices bursátiles: el S&P 500 de Estados Unidos, el Nikkei 225 de Japón, el CAC 40 de Francia, FTSE 100 de Inglaterra, DAX de Alemania, Ibovespa de Brasil y, obviamente, el IPSA chileno.

Los modelos fueron estimados usando una modelación tipo ARIMA híbrida, es decir, incluyendo otras variables explicativas. En este caso las variables más representativas y que, por lo tanto, intentamos introducir a los modelos (con distintos grados de éxito) fueron: la volatilidad implícita, la utilidad por acción, índices de producción industrial, la tasa de política monetaria y el tipo de cambio.

El ajuste de estos modelos fue revisado mediante el error absoluto medio porcentual (MAPE) el cual arrojó resultados que varían entre 0.58% y 3.26%.

Contenidos

Abstract.....	1
1. Introducción.....	3
1.1. Índices Bursátiles	4
2. Revisión de la Literatura.....	12
2.1. Hipótesis de Mercados Eficientes.....	16
3. Metodología.....	18
3.1. Variables.....	18
3.2. Variables por Índice.....	23
3.3. Selección de Modelos.....	30
4. Resultados.....	32
4.1. Modelos seleccionados	32
4.2. Predicciones	42
5. Conclusiones	44
6. Bibliografía.....	46
• Anexos	51
6.1. Series de los índices bursátiles	51
6.2. Gráficos de Autocorrelación	59
6.3. Gráficos de Autocorrelación Parcial.....	67
6.4. Predicción 6 meses.....	75

1. Introducción

Tener una idea de cómo se van a comportar los mercados financieros en el mediano plazo es uno de los aspectos que más interesa a los inversionistas desde que se creó el mercado accionario en el siglo XVII¹. Hasta hace poco quienes invertían en mercados accionarios, tendían a mirar exclusivamente los mercados locales, pero los avances de la tecnología y del mercado financiero, han hecho que cada vez sea más accesible invertir en bolsas alrededor del mundo, haciendo más interesante conocer predicciones de tantos mercados como sea posible.

Este trabajo explora los determinantes de distintos índices bursátiles, a través de modelos econométricos específicos para cada país. Nuestro interés va más bien en una visión de mediano plazo de los índices. Para esto elegimos un grupo de variables para cada país, que podrían ser de utilidad para estimar cambios en los índices. La idea es que estas variables expliquen cambios fundamentados por la economía de cada país y por el estado financiero de las diferentes empresas que componen el índice, no por la mera especulación de inversionistas decisionales.

Los índices fueron seleccionados según la importancia que tienen para los inversionistas tanto a nivel mundial como a nivel nacional. Estos serán introducidos en la próxima sección.

¹ Esta fue la Compañía Neerlandesa de las Indias Orientales abierta en 1602, si bien no era exactamente lo que hoy conocemos como una “Bolsa”, fue la primera compañía en suscribir acciones. Para conocer más sobre este tema se recomienda leer el libro *The World's First Stock Exchange* (Petram, 2014).

1.1. Índices Bursátiles

S&P 500

El S&P 500 corresponde al acrónimo del Standard & Poor's 500, que incluye a las 500 empresas más representativas de la Bolsa neoyorquina. Es quizás el índice bursátil de mayor representatividad para evaluar el estado de la economía de EE.UU. Estas 500 acciones están formadas por: 400 correspondientes a empresas industriales, 20 en el área de transporte, 40 en el de servicio público y 40 instituciones financieras. Es uno de los índices más utilizados por los inversores institucionales, porque incorpora una de las carteras más grandes y diversificadas de empresas. Este índice se pondera de acuerdo a la capitalización de mercado que tiene cada una de las empresas en diversos momentos del tiempo. El S&P 500 es elaborado por la agencia de calificación de riesgo de acciones y bonos cuyos especialistas tienen la reputación de ser los mayores expertos del mercado financiero, junto a la situación de riesgo de las diversas empresas. El índice No incluye a empresas medianas y pequeñas. El 20 de noviembre de 2008, el índice cerró en 752.44, el más bajo desde principios de 1997. Esta pérdida fue la mayor desde 1931, cuando el mercado en general cayó más de un 50%, en que las pérdidas totales que marcó el comienzo de la Gran Depresión superó el 80% en un período de tres años.

Nikkei 225

Corresponde al índice bursátil más popular del mercado japonés; lo componen 225 valores que cotizan en la Bolsa de Tokio, cuya característica es que son activos financieros muy líquidos. Desde el año 1971 este índice ha sido calculado por el periódico *Nihon Keizai Shinbun*. Es además el índice de referencia en los contratos de opciones y futuros.

Tiene su base 100, el 16 de mayo de 1949; a su vez, su mayor valor (38.957,44) lo alcanzó el 29 de diciembre de 1989.

La lista de sus componentes es revisada anualmente; y los cambios se hacen efectivos a principios de octubre, aunque pueden introducirse en casos excepcionales cambios en otras fechas.

Los sectores económicos más importantes del NIKKEI son: El sector industrial con un total de 66 compañías, seguido por las empresas de consumo cíclico, con un total de 50 empresas que cotizan en la bolsa y en tercer lugar, se encuentra el sector financiero, el cual cuenta con 24 entidades bancarias que cotizan en la bolsa.

Algunas de las empresas que forman parte de este índice son: *Toyota Motor, Yamaha, Toshiba, Suzuki Motor, Sony, Pioneer, Nissan Motor, Kanebo, Japan Tobacco, Bridgestone y Konica.*

CAC 40

Corresponde a un índice de la bolsa francesa que cuenta con las 40 empresas de mayor valor de capitalización entre las 100 más importantes de París. El 45% de sus acciones están en manos extranjeras, con un 21% en manos de inversores alemanes, seguidos por japoneses y norteamericanos. CAC 40 se empezó a calcular con base 100, el 31 de diciembre de 1987 con un valor base de 1000 puntos. El valor máximo alcanzado en toda la historia, fue de 9144.55, el 1 de junio 2007; antes de esto llegó un desplome que llegó hasta los 2401 en marzo del 2003.

DAX

El índice *Deutscher Aktienindex* (DAX), mide la evolución de las 30 mayores empresas alemanas por volumen de negociación y capitalización, cotizadas en el sistema electrónico de contratación *Xetra* de la Bolsa de Frankfurt. El *Xetra* es una plataforma de negociación de la Bolsa de Frankfurt, que funciona desde las 9.00 de la mañana y finaliza con los precios de la subasta al cierre, a las 5.30 de la tarde. Desde el cierre del mercado, hasta las 10 de la noche, se calcula el índice X-DAX con base en la cotización del futuro del DAX.

El DAX fue concebido como el sucesor del *Börsen-Zeitung Index*, del cual se dispone de su serie histórica hasta 1959. Es el índice más conocido de la bolsa alemana. Su cálculo, consiste en una media aritmética ponderada por capitalización de mercado y fue calculado por primera vez el 1º de julio de 1988. La evolución de este índice desde hace 25 años tiene una clara tendencia al alza. Los criterios para ingresar al DAX son muchos: una empresa debe formar parte de la lista de las llamadas "*Prime Standard*", para las que rigen estrictas medidas de transparencia. Además, por lo general, debe tener su sede en Alemania, y debe

operar en el sistema electrónico *Xetra*. En el cálculo del Producto Interno Bruto de Alemania, se incluyen variables que no existen en el DAX, por ejemplo, el comercio, la mano de obra y la agricultura.

FTSE 100

El FTSE-100, conocido también como “*Footsie*”, es el índice de referencia de la Bolsa de Valores de Londres. Este está compuesto por las 100 empresas de mayor capitalización bursátil que cotizan en esta bolsa. Las empresas que forman parte del índice, representan aproximadamente, el 81% del mercado de valores británico.

El índice tiene como base 1000 puntos, el 3 de enero de 1984 y es calculado por la empresa independiente FTSE Group, la que lo calcula como un promedio ponderado del valor de mercado de los precios de las acciones, correspondientes a las 100 mayores compañías por patrimonio, cotizando en la Bolsa de Valores de Londres (LSE). El FTSE 100, incluye precios de acciones de tales compañías como: *BHP Billiton*, *British Petroleum*, *Barclays*, *HSBC Holdings*, *Lloyds Banking Group*, *Rolls-Royce Holding*, *Tesco*, *Unilever* y *Vodafone Group*. Cada compañía tiene su propio peso en el índice. El valor más alto alcanzado ha sido de 6950, 6 puntos el 30 de Diciembre de 1999.

Eurostoxx 50

El Eurostoxx 50, es un índice bursátil compuesto por las 50 acciones más grandes y líquidas de la eurozona. Fue creado el 26 de febrero de 1998, y es un índice ponderado por capitalización bursátil, con distintos pesos relativos en la bolsa según su valorización de mercado.

Actualmente, el índice cuenta con empresas de distintos países que conforman la Eurozona. Los países que se encuentran en este índice generalmente lo hacen a través de sus empresas más importantes; estos países son: Francia, con una presencia de 18 empresas y un peso relativo en torno al 35%; Alemania, con 14 empresas en el índice y un peso relativo del 32,5%; España los sigue más atrás, con 6 empresas y un peso relativo cercano al 12%; luego se encuentran Italia y los Países Bajos con 5 empresas cada uno; y finalmente, Bélgica e Irlanda con solo una empresa cada uno.

Algunas de las empresas que forman parte de este índice son, por ejemplo, la compañía de seguros francesa AXA, Siemens, Renault, Iberdrola, el Banco Santander, el Deutsche Bank, Telefónica, la empresa finlandesa *Nokia*, la italiana *Enel*, *Daimler*, *Volkswagen*, *Basf* y *Bayer* entre otros.

iBovespa:

La Bolsa de Valores de Sao Paulo o Bovespa, es la séptima bolsa de valores más grande e importante en el mundo, con un valor promedio diario de intercambio de acciones, cercano a los 1.221,3 millones de reales ². A su vez, el índice iBovespa es un índice bursátil compuesto por 50 empresas que cotizan en la Bolsa de Sao Paulo. Este índice, está compuesto por los títulos de las empresas que componen el 80% del volumen transado en los últimos 12 meses, y además, que fueron negociados por lo menos el 80% de los días cotizados. El índice es revisado trimestralmente para mantener el nivel de representación de todas las acciones transadas en el mercado.

Entre las empresas que forman parte de este índice bursátil se encuentran algunas como: *Aracruz Celulosa, Banco Bradesco, Braskem, Bradespar, Electrobras y Petrobras*. A principios de 2014, se realizaron ciertas modificaciones en este índice incorporando nuevas compañías, como el holding de seguros *BB Seguridade Participações SA*, la firma de educación *Estácio Participações SA*, la constructora *Even Construtora e Incorporadora SA*, la administradora de beneficios de salud *Qualicorp SA* y el operador de peajes *Ecorodovias Infraestrutura e Logística SA*; por otra parte, se retiraron firmas como el minorista por internet *B2W*, la empresa de agroindustria *Vanguarda Agro SA* y la eléctrica *Cteep*.

² 535.587.422 USD

IPSA

El IPSA (Índice de Precio Selectivo de Acciones) es el principal índice bursátil de Chile, elaborado por la Bolsa de Comercio de Santiago. Este índice es calculado desde el año 1977, y corresponde a un indicador de rentabilidad de las 40 acciones con mayor presencia bursátil en la Bolsa de Santiago. En su cálculo, el índice considera todas las variaciones de capital de cada acción incluida en éste, ponderada por el peso relativo de cada una de ellas.

Hasta el año 2002, el IPSA se calculaba utilizando como base 100 el nivel del índice a principios de cada año, siendo modificadas las empresas que lo componían de manera trimestral. A partir del año 2003, las acciones componentes del IPSA son fijadas el 31 de diciembre de cada año y se utiliza como base 1.000 dicho día.

En la fórmula de ponderación del IPSA, se tiene en cuenta la capitalización bursátil de la acción, el número de transacciones de dicho valor y el número de acciones del mismo, que están transándose en el mercado y que no están en propiedad de los accionistas controladores (“*Free Float*”).

El valor del índice es calculado de forma diaria en tiempo real, calculado de la siguiente manera:

$$IPSA = \frac{(\sum \text{factor IPSA}) \times \text{precio de las acciones}_{t-1}}{(\sum \text{factor IPSA}) \times \text{precio acciones}_t} \times 100$$

En base a este índice, se calcula el peso relativo de las distintas empresas que forman parte de la bolsa de valores de Santiago según su importancia en el mercado, siendo Enersis (9,39%), Copec (9,13%), LAN (7,29%) y Endesa (6,89%), las compañías con mayor peso

dentro del Índice de Precio Selectivo de Acciones, superando en conjunto, el 25% de la capitalización total en la bolsa a Junio del 2014.

2. Revisión de la Literatura

La predicción de los distintos índices correspondientes a diferentes mercados bursátiles a través del mundo, ha sido por años una tarea muy compleja por no decir imposible. Muchos autores han intentado adelantarse a los niveles de retorno de distintos índices bursátiles, mediante la utilización de distintas variables económicas e incorporando distintos tipos de modelos. En un comienzo, las estimaciones de estos modelos consistían, básicamente, en regresiones lineales que incorporaban entre sus variables explicativas los principales índices macroeconómicos. Uno de los modelos lineales más recurrentes, utilizado en la literatura, es el modelo autorregresivo integrado de media móvil (ARIMA) (Box & Jenkins, 1976), el cual busca explicar los valores de retornos futuros, a través de una relación lineal de datos pasados, errores aleatorios y un determinado componente cíclico o estacional, todo esto, con la información entregada por una serie de datos correspondiente a los diferentes índices. Este modelo es muy relevante, y gran parte de nuestro trabajo se centrará en esta metodología para la estimación de los retornos bursátiles.

Eric Glenn (2009), realiza un estudio cuyo objetivo consistió en estimar de forma precisa a el movimiento del S&P 500 entre 3 y 12 meses, ocupando distintas metodologías tales como: regresiones lineales, redes neuronales, simulación con la técnica de “bootstrap” (correlación entre los errores en distintos periodos), y los modelos ARIMA. Para poder realizar su predicción, Glenn ocupó tres variables que él consideró como las más relevantes para explicar su modelo; éstas fueron: el PIB de los Estados Unidos, la tasa de “default” crediticia y la volatilidad implícita o VIX. Las proyecciones se realizaron para el periodo comprendido entre octubre del 2008 y septiembre del 2009.

Para el modelo ARIMA que es aquel en el cual se centra la mayor parte de nuestro trabajo, Glenn utilizó técnicas de series de tiempo para estimar una relación lineal existente entre la variable dependiente y sus valores pasados (AR) que en este caso fue el índice S&P 500 y los errores aleatorios (MA). Determinando la cantidad de componentes autorregresivos del proceso y la cantidad de componentes de media móvil con la utilización de datos mensuales para el periodo comprendido entre 1990 y 2008. El modelo ARIMA no se ajustó bien en el inicio para poder explicar una tendencia al alza o a la baja, sin embargo, los resultados de esta metodología mejoraron considerablemente cuando el patrón de tendencia fue identificado.

Es importante destacar que la estimación de los mercados accionarios está sujeta a una gran cantidad de factores que distorsionan la precisión de los resultados, por ejemplo, existe la presencia de factores subjetivos dados por la intuición de los inversionistas que muchas veces lleva a generar burbujas especulativas que pueden llegar a distorsionar de forma significativa el patrón o la tendencia estimada. Por otro lado existen shocks en distintos momentos del tiempo que pueden generar sesgo en los resultados encontrados, siendo uno de los mas comunes el problema de auto correlación el cual se da básicamente en datos de series de tiempo, donde los shocks (errores) de un periodo de tiempo no solo tienen efectos para ese periodo sino uno, dos o más periodos hacia adelante. Los test t y F nos permitieron identificar la significancia tanto de las variables como del modelo en si. A su vez los criterios de información AIC (Akaike, 1974) y BIC (Schwarz, 1978) fueron muy útiles a la hora de determinar la eficiencia de los distintos modelos para poder escoger el mas adecuado, otros test como fue el caso del Dickey-Fuller (1979) nos permitieron ver la presencia de raíz unitaria en el modelo autorregresivo.

Sin embargo, varios estudios han concluido y demostrado de forma empírica que los distintos índices bursátiles no siguen un camino aleatorio y que es posible predecir de alguna manera los retornos de estos.

Varios estudios han concluido y demostrado de forma empírica que los distintos índices bursátiles no siguen un camino aleatorio y que es posible predecir de alguna manera los retornos de estos. Por ejemplo, Lo & MacKinlay (1988), utilizando datos de mercados bursátiles desarrollados, tales como U.S.A., Europa Occidental y Japón registraron una correlación serial positiva entre los retornos semanales; a su vez, Conrad & Kaul (1989; 1988) también encontraron evidencia de predictibilidad de los retornos en el corto plazo; tanto DeBondt y Thaler (1985) como Chopra, Lakonishok y Ritter (1992) (Chopra, Lakonishok, & Ritter, 1992) hallaron una correlación serial negativa en los retornos de los activos individuales y varios portafolios en distintos intervalos que variaron entre los tres y los diez años.

Por eso existen muchos autores que creen que es conveniente desarrollar la significancia económica desde la predicción de la dirección en la cual varían los precios de los activos y no en el nivel de estos (Hodgson & Nicholls, 1991).

Dyl y Maberly (1986) analizaron la relación entre la dirección de los cambios de precio interdía e intradía; O'Connor, Remus y Griggs (1997) apoyan la utilidad de proyectar la dirección del cambio en el nivel de precios mas que el nivel de precios en si. Esto ultimo resulta relevante para los analistas de mercado y para los *traders*, en el sentido de que apunta a que deben centrar sus esfuerzos en predecir con precisión la dirección de los movimientos del precio en vez de minimizar la desviación de las estimaciones de los valores observados.

Finalmente, es importante mencionar la dependencia existente entre los distintos índices bursátiles y como esta correlación podría explicar los movimientos en las distintas bolsas de valores existentes.

Liu and Pan (1997) y Cheung and Mak (1992), por ejemplo, demostraron empíricamente la existencia de interrelaciones entre los Estados Unidos, Japón y otros mercados de valores en la zona Asia-Pacífico. Estos estudios, señalaron principalmente que, entre los años 1970 y 1980, el mercado de valores de los Estados Unidos tuvo una influencia significativa y mucho mayor que la del mercado japonés, en la mayoría de los mercados bursátiles del Asia-Pacífico. A su vez, según el estudio realizado por Huang, Yang and Hu (2000), la relación entre Japón y Estados Unidos parece no ser significativa en los mercados de valores, lo cual resulta contra intuitivo al considerar el grado de integración económica del comercio y la inversión entre ambos países.

En el estudio de Alessandra Bonfiglioli y Carlo A. Favero (2005), se evaluó la importancia relativa del contagio y la interdependencia en el marco de un modelo estructural explícito, utilizando el análisis de cointegración para separar los equilibrios de largo plazo de la dinámica de corto plazo. Para esto se construyeron equilibrios de largo plazo, con la hipótesis de cointegración entre el índice de precios y las tasas de interés a largo plazo. En este marco, se encontró que la hipótesis de no interdependencia en el largo plazo, entre los dos mercados, no pudo ser rechazada. El modelo estructural mostró que, bajo una especificación no lineal, el efecto de las fluctuaciones del mercado de valores de los Estados Unidos en el mercado de valores alemán, tuvo un efecto significativo para fluctuaciones anormales, no así para fluctuaciones normales.

Kasa (1992), a su vez, muestra que los mercados de valores en los Unidos, Japón, Inglaterra, Alemania y Canadá, durante el período 1974-1990, comparten una sola tendencia estocástica común, que refleja la existencia de componentes comunes individuales en la estructura de los pagos de dividendos para todos estos mercados.

2.1. Hipótesis de Mercados Eficientes

La hipótesis de mercados eficientes (Fama, 1970), considerada por Michael Jensen en 1978 como la proposición con base más sólida en Economía, ha permanecido durante más 30 años como un punto central de las finanzas y le valió a su autor el premio Nobel, afirma que los mercados financieros son eficientes en relación a la información que manejan, esto quiere decir que los precios de los activos (acciones) tienen interiorizados toda la información, donde el valor de mercado de un título constituye una buena estimación de su precio teórico o intrínseco ajustándose totalmente a cualquier información nueva que pueda surgir, sin existir acciones sobre o infravaloradas. Esta teoría también señala que es imposible superar consistentemente al mercado mediante el uso de cualquier información pública, sólo se podría hacer mediante el uso de información privilegiada y que cualquier información que pueda determinar el precio de las acciones es aleatoria.

Si bien son argumentos fuertes que han resistido el paso del tiempo, no se quedan sin detractores. Estos se sustentan principalmente en el ambiente incierto en el cual se mueven los inversores, el cual los lleva a tomar decisiones en base al comportamiento de la mayoría o en base a lo que hace el promedio, esto resulta irracional en la decisión individual de comprar o vender títulos financieros. Quizas una de las teorías más influyentes en este

ámbito, contraria a la de mercados eficientes es la hipótesis de finanzas conductuales (Kahneman & Tversky, 1979), la cual se centró en la investigación científica de las tendencias cognitivas, emocionales humanas y sociales, para poder determinar como estas afectan a la economía en los precios de mercado y los retornos de estos

Nuestro objetivo al estimar los modelos no es desestimar ni refutar la teoría de Fama, si no mas bien darle un enfoque distinto en base a nuestros modelos, donde se indiquen variables macroeconómicas que podrían explicar en algún grado el movimiento de los precios en determinados momentos del tiempo o por lo menos indicar correlaciones existentes entre estas variables y los movimientos de los distintos mercados bursátiles. Para esto elegimos las variables que consideramos podían incorporar la mayor cantidad de información que se refleja en los precios de las acciones y que a su vez fuesen significativas para cada uno de nuestros modelos.

3. Metodología

Antes de empezar a describir las variables que utilizamos en el trabajo, es importante ver el comportamiento de los índices en el tiempo. Al hacer esto, nos damos cuenta que hay un cambio importante en el movimiento de todos ellos en la década de los 80³. Nos imaginamos que esto se puede deber a los cambios producidos en tecnologías de la información y telecomunicaciones. Además, sabemos del *boom* bursátil que existió en esa década. Debido a esto, decidimos sólo tomar los datos desde 1990 en adelante.

Como la idea es encontrar relaciones de mediano plazo entre los precios, se usaron datos mensuales⁴. Si bien esta estrategia disminuye el tamaño de la muestra, de todas formas nos deja con suficientes observaciones para poder hacer las estimaciones.

3.1. Variables

Para realizar estimaciones de los movimientos de los diferentes índices bursátiles, buscamos variables que afectan los mercados bursátiles. Con esto en mente, investigamos algunos indicadores macroeconómicos que pudiesen servir para entender la situación del país, lo que afecta tanto a inversionistas como a las empresas, tanto en sus resultados y capacidad adquisitiva como en su visión del futuro. Además, necesitamos datos que nos indiquen los

³ Este cambio es visible en los gráficos temporales de los índices que existían previamente a esta década. Ver Anexo 1.

⁴ El dato para cada mes corresponde al precio de cierre del último día hábil del mismo, se ocupa esta medición en vez del promedio mensual ya que de esta manera las observaciones son equidistantes en el tiempo.

resultados de las empresas que están dentro del índice, los cuales son usados por inversionistas y corredoras para decidir qué acciones comprar. Otro tipo de variables que necesitamos, son aquellas que nos pueden indicar el ánimo de los inversionistas en un período específico. De esta manera, conocemos su propensión al riesgo y así lo dispuestos que están a invertir en las empresas indexadas.

Dados estos criterios, junto con lo encontrado en la literatura relacionada, las variables que usaremos para cada indicador serán:

Volatilidad: más específicamente la volatilidad implícita, la cual se obtiene de los precios de las opciones del índice.

Este indicador nos da una idea de las percepciones de los inversionistas. De esta manera, si la volatilidad implícita es alta, significa que los inversionistas esperan retornos con mucha varianza, y por lo tanto, se espera que busquen inversiones más seguras, lo que implica que una mayor volatilidad implícita predice caídas en la valoración de los índices. Trabajos como el de Guo (2002), nos indican que la relación entre la volatilidad y el valor del índice puede variar, concluyendo que la volatilidad pasada tiene una relación positiva, mientras que la presente, una relación negativa. También es importante notar que, si bien una volatilidad implícita alta tiende a predecir caídas en el mercado, un valor bajo del índice no implicaría un aumento de éste (Fleming, 1998). En el caso que un índice con la volatilidad implícita no exista para el índice en cuestión, usamos la volatilidad realizada del período, la cual, si bien no nos indica las expectativas ex-ante de los inversionistas como la volatilidad implícita, está muy relacionada a ésta, como ha sido demostrado en países que cuentan con

este indicador (Christensen & Prabhala, 1998; Jorion, 1995) donde la volatilidad implícita ha demostrado ser incluso mejor predictor de la volatilidad realizada que la volatilidad histórica. Todo lo cual lo convierte en un muy buen “*second best*”.

Tasa de Política Monetaria: dado que una alta tasa de interés incentiva el ahorro, es de esperar, que al mismo tiempo, esto genere una contracción del índice (Khan M. S., 2014). Esto también se puede ver, tomando en cuenta que la TPM es un instrumento utilizado principalmente para controlar la inflación, y ésta afecta negativamente al índice (Khan & Sharif, 2012; Naik & Padhi, 2012). Al mismo tiempo, existe evidencia que parece demostrar que la reacción de los mercados no siempre se comporta de la manera esperada ante cambios de la TPM, por ejemplo, en presencia de burbujas (Gali & Gambetti, 2014).

Índices de producción industrial: conocer la economía del país es, para los inversionistas, tanto nacionales como internacionales, una muy buena aproximación del entorno en el que se desenvuelven las empresas en las que éstas pueden invertir. La relación entre el producto y la capitalización de los índices se espera que sea positiva, tal como se ha visto en la literatura, como por ejemplo Khan, M. N. & Sharif (2012) y Khan, M. S. (2014). Es importante tomar en cuenta qué rezagos usar para esta variable, ya que como concluye Sandte (2012), el crecimiento económico pasado no es un indicador adecuado para las ganancias de acciones; por otro lado, predicciones precisas de crecimiento futuro son de ayuda, pero difíciles de acertar.

Un ejemplo de este tipo de indicadores, es el *Purchasing Managers Index* (PMI), generalmente construido por el *Institute of Supply Management* (ISM) para los Estados

Unidos o Markit para otros países. El PMI mide el porcentaje de empresas que reportan una mejora con respecto al período anterior, por lo que valores sobre 50 indican una expansión, mientras que valores bajo 50 estarían hablando de una contracción. Otros índices toman algún año como referencia y lo indexan a 100. Esta información nos puede ayudar a conocer la salud financiera de las empresas del país, lo que debiese estar alineado con la capitalización de los índices bursátiles.

Utilidad por acción (UPA): indicador que reporta la utilidad media por cada acción de las empresas ligadas al índice, por lo que es de esperar que resultados positivos en estas empresas, generen un incremento en el interés por la adquisición de sus acciones, lo que aumenta su precio y así el valor del índice. En nuestro caso tomamos dos formas de medir la UPA, la llamada *Trailing Twelve Months (TTM)*, que nos indica el rendimiento de las empresas durante los doce meses anteriores, y la UPA estimada, que es entregada por Bloomberg como un promedio de las estimaciones de los analistas calificados para el próximo período.Cuál de los dos usar, va a depender de cómo se comportan los inversionistas del país: si tienden a tomar en cuenta el pasado como instrumento para ver qué es lo que pasará en el futuro, deberían tomar más en cuenta la UPA. El indicador TTM, debido a sus expectativas adaptativas, hará que inversionistas con expectativas racionales ,tomen más en cuenta, las estimaciones hechas por los analistas. Claramente, puede ser que coexistan ambos tipos de inversionistas en un país, por lo que la validez de uno u otro método, va a depender de la significancia estadística que tenga en el modelo.

Tasas de Bonos Corporativos: es de esperar que las empresas que están indexadas emitan bonos, de esta forma, un indicador que represente la tasa de los bonos corporativos de un país (o un sector de éstos), puede ser de gran utilidad para conocer el estado de las empresas. De esta manera, las tasas de los bonos de las empresas afectan la capitalización de los índices a las que están asociadas (Gatfaoui, 2008; Duffee, 1998). Tasas altas, implican un mayor riesgo asociado al pago del bono, lo que viene de malos resultados por parte de la empresa, por lo que se esperaría que la relación entre las tasas de bonos corporativos y el valor del índice sea negativa.

Tipo de Cambio: muchas si no todas las economías abiertas del mundo dependen fuertemente del comercio exterior⁵. Es por esto, que el tipo de cambio, es para muchos países, una variable que va a determinar el resultado de las empresas, y por ende, los índices que estudiaremos (Khan & Sharif, 2012; Khan M. S., 2014; Sulaiman, Adnan, M. Anwar, & Adnan, 2009; Cooper, Chuin, & Atkin, 2004).

Para cada índice, intentamos buscar los indicadores que más se aproximen a estas descripciones. A continuación, describimos los indicadores que encontramos para cada uno de los índices que estudiaremos. El tipo de cambio no fue usado para el S&P 500 (Estados Unidos), para el resto de los índices, el tipo de cambio fijado con respecto al dólar. La tasa de política monetaria, es aquella entregada por el banco central de cada país ; en el caso de

⁵ En más del 80% de los países que cuentan con datos de comercio, éste representa al menos el 50% del PIB.

Fuente: World Bank national accounts data, and OECD National Accounts data files.

<http://data.worldbank.org/indicator/NE.TRD.GNFS.ZS>

Alemania y Francia⁶, se usa la tasa de política monetaria del banco central europeo. La utilidad por acción, es la que esté asociada a cada índice y corresponde al valor entregado por Bloomberg LP.

3.2. Variables por Índice

S&P 500

Estados Unidos debe ser el país con el mercado financiero más profundo, financieramente hablando, del mundo; es por esto, que encontrar variables que se ajusten a nuestros requerimientos debiese ser fácil.

En primer lugar, para la volatilidad implícita existe el VIX, creado por el *Chicago Board of Options Exchange* (CBOE). Desde 1993 este es calculado en base a los precios de las opciones del S&P 100, y desde el año 2003, el “nuevo VIX” es calculado con precios de opciones del S&P 500 a través de la fórmula:

$$VIX = 100 \cdot \sigma$$

con:

$$\sigma^2 = \frac{2}{T} \sum_i \frac{\Delta K_i}{K_i^2} e^{RT} Q(K_i) - \frac{1}{T} \left[\frac{F}{K_0} - 1 \right]^2$$

donde T es el tiempo de expiración de la opción, F es el nivel del índice forward derivado del precio de la opción, K_0 precio “strike” de la opción, K_i precio “strike” de la opción i-ésima “*out-of-the-money*”⁷, ΔK_i es el intervalo entre los precios “strike”⁸, R es la tasa libre

⁶ Los índices DAX y CAC 40, respectivamente.

⁷ En este caso, será una opción put, si $K_i < K_0$, una call si $K_i > K_0$, y tanto put como call, si $K_i = K_0$.

de riesgo, y $Q(K_i)$ es el punto medio del spread oferta-demanda⁹ para las opciones con strike K_i . Existen observaciones mensuales desde enero de 1990 hasta la actualidad para esta variable.

El Institute for Supply Management (ISM) entrega su *Report On Business* cada mes; en esta publicación (en sus versiones manufactureras y no manufactureras), podemos encontrar el indicador PMI para ambos tipos de industrias. Como ya se dijo más arriba, el PMI corresponde a una encuesta hecha a más de 300 dueños de empresas donde se les pregunta sobre el nivel de actividad del negocio, las nuevas órdenes hechas y el nivel de empleo; para cada una de éstas pueden contestar si están mejor, igual o peor que el mes anterior. De esta forma, el PMI en cada caso es calculado; según la relación,

$$PMI = 100 * \%Mejor + 50 * \%Igual + 0 * \%Peor$$

Por otro lado, la reserva federal de Estados Unidos, publica el *Industrial Production Index* (IPI), el cual es un indicador mensual de la actividad productiva del país, midiendo la producción de los sectores manufacturero, minería, y servicios como la electricidad y el gas. Este índice toma un valor base de 100 para el promedio del año 2007.

La tasa de bonos corporativos, la encontramos gracias al bono de Moody's que simula el rendimiento de todos los bonos emitidos por empresas con un rating AAA, otorgado por la misma agencia. La tasa de este bono, es usualmente utilizada como una proxy al bono del Tesoro para diez años. A nosotros, nos sirve como un indicador del rendimiento de los bonos de las empresas indexadas.

⁸ La mitad de la diferencia con el strike a ambos lados de K_i : $\Delta K_i = \frac{K_{i+1} - K_{i-1}}{2}$

⁹ *Bid-Ask Spread*.

Para la UPA, además de las dos formas de medir la que dijimos anteriormente, se utilizó la *Actual EPS* (SPEDACTL Index) o UPA efectiva, un índice que indica la utilidad no diluida por acción para el período efectivo.

NIKKEI 225

La volatilidad del *Nikkei Stock Average*, se mide desde noviembre del 2010, a través del *Nikkei Stock Average Volatility Index*. Usando los precios de las opciones del Nikkei 225 en la *Osaka Securities Exchange*, este índice señala la volatilidad bursátil para el período de un mes. Este indicador es calculado por Nikkei en cooperación con el *Quantitative Research Center of Nomura Securities CO., LTD*. El cálculo es bastante parecido al del VIX, con la diferencia de que el valor del índice es anualizado, por lo que un valor de, por ejemplo, 20 puntos es equivalente a aproximadamente 5.8 puntos en base mensual.

Para el indicador de la producción más conocido de Japón, el *Tankan*, creado por el *Bank of Japan*, que a su vez, es un indicador trimestral, ocupamos el *Business Condition Index of Investment Climate* un indicador del Instituto de Estudios Económicos y Sociales, que incluye desde inventarios de bienes terminados, hasta las nuevas ofertas de trabajo (exceptuando licenciados recientes), y spreads de tipo de interés entre rendimientos de bonos del Estado a 10 años, emitidos recientemente, a spreads interbancarios de Tokio a 3 meses, entre muchos otros. El indicador se calcula luego de realizada una encuesta, a empresarios y otras personas relacionadas a la industria. Luego, se hace una transformación del tipo: $\frac{\%saldo}{\text{índice de difusión}}$ debido a que las respuestas de la encuesta son cualitativas.

Otro indicador que cumple con las características que buscamos, es el *Japan Indices of Industrial Production* (JNIP), hecho por el Ministerio de Economía, Comercio e Industria

de Japón. Este indicador mide la producción de los establecimientos industriales en los sectores de minería y canteras, además de fabricación y servicios públicos; tiene como base la producción del año 2005 con un valor de 100.

CAC 40

El *CAC 40 Volatility Index* (VCAC), fue creado el 3 de septiembre del 2007 por Euronext, la rama europea de NYSE Euronext. Se calcula usando una metodología tipo VIX, para las opciones del CAC 40, es decir, de la misma manera con que la CBOE calcula la volatilidad implícita para las opciones del S&P 500.

Eurostat, la oficina de estadística de la Unión Europea, entrega mensualmente indicadores de producción industrial para todos los países europeos, dentro de los cuales está Francia, y en nuestro caso, tomamos los datos de producción manufacturera (*Eurostat Industrial Production Manufacturing*) y de producción industrial, excluyendo el sector de construcción. La producción industrial está compilada como un índice tipo *Laspeyres*¹⁰, donde los índices miden el cambio en el volumen de producción mensualmente. Ambos índices, toman un valor base de 100 para el año 2010, y están presentados de manera desestacionalizada.

DAX

El índice de volatilidad implícita para el *Deutscher Aktien Index*, *VDAX*, fue introducido por el Deutsche Börse en 1994. Su cálculo, se hace de manera análoga al del VIX, para los

¹⁰ Un índice de Laspeyres se calcula de la forma: $IP_L = \frac{\sum_i p_{1i} q_{0i}}{\sum_i p_{0i} q_{0i}}$, con p_{0i} y q_{0i} indicando el precio y cantidad del bien i respectivamente en el periodo base o inicial, p_{1i} y q_{1i} , lo mismo pasa en el periodo final.

precios de las opciones *at-the-money* del DAX. En asociación con Goldman-Sachs, la Deutsche Börse desarrolló el VDAX-NEW, que considera un espectro más amplio de volatilidad que su antecesor, al tomar también en cuenta, las opciones *out-of-the-money*, siendo, desde entonces, preferido al VDAX.

Datos de producción industrial, también son proporcionados por Eurostat, y ya fueron descritos para el caso de Francia más arriba. Además, encontramos datos proporcionados por el *IFO Institute - Institut fuer Wirtschaftsforschung*, específicamente, tomamos en cuenta dos indicadores: uno para las expectativas de negocios, y otro que da cuenta del clima de negocios imperante en Alemania. Ambos provienen de una encuesta realizada a 7000 empresas, en 3 sectores productivos (manufacturero, comercio y construcción), hechos a mitad de cada mes, y entregados a principio del mes siguiente. Estos indicadores tienen como valor base 100, correspondiente al año 2005.

FTSE 100

El índice VFTSE, fue creado el 2008 por NYSE Euronext y el grupo FTSE para capturar, en tiempo real, la volatilidad implícita a través de las opciones del FTSE100, transadas en el *London International Financial Futures and Options Exchange (LIFFE)*.

Como medidores de la producción industrial en Reino Unido, usamos los indicadores creados por Eurostat (los mismos que se tenían para Francia y Alemania), y el UK Industrial Production Index, creado por la oficina nacional de estadísticas de Reino Unido (ONS), en base a la producción manufacturera, minería y oferta industrial de energía, ajustado estacionalmente, tomando un valor 100 para el año 2010.

Euro STOXX 50

STOXX, provee el índice de volatilidad para su propio índice, el VSTOXX, que se calcula en tiempo real, con los precios de las opciones del índice, de la misma manera como se calcula el VDAX-New, el VCAC o el VIX. Existen datos de éste indicador desde enero de 1999.

Eurostat, provee los mismos índices que usamos para Francia, Alemania y Reino Unido, en este caso, para los 18 países de la Unión Monetaria¹¹. Si bien el Euro STOXX 50, sólo tiene acciones de compañías en 12 países de Europa, éste es el indicador que más se acerca a este grupo.

iBovespa

El índice brasilero, ha sufrido desde su creación, once ajustes. El primero, en 1983, es también el único donde el índice fue dividido por cien; para el resto de los ajustes, éste fue dividido por diez. El último de estos ajustes ocurrió el 3 de marzo de 1997, por lo que sólo tomaremos datos a partir de esta fecha.

Como no existe un índice de volatilidad implícita para el Índice Bovespa, usamos la volatilidad realizada para cada período. Como ya habíamos dicho, ha sido demostrado que la volatilidad implícita está estrechamente relacionada con la volatilidad realizada del período siguiente; es por este motivo, que dentro de los modelos que vamos a probar para el

¹¹ Los países miembros actualmente son:

Austria, Belgica, Chipre, Estonia, Finlandia, Francia, Alemania, Grecia, Irlanda, Italia, Letonia, Luxemburgo, Malta, Paises Bajos, Portugal, Eslovaquia, Eslovenia y España.

índice, vamos a usar la volatilidad del período posterior, de manera que en el momento de hacer predicciones, tendremos que crear un valor de volatilidad implícita usando los precios de las opciones del iBovespa.

El *Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística* (IBGE) calcula la producción industrial de Brasil, la cual mide la producción de los establecimientos industriales en los sectores de minería y canteras, fabricación y servicios públicos (electricidad, gas y de abastecimiento de agua). Este índice está estacionalizado e indexado a 100 para el año 2012.

IPSA

El caso de Chile, es parecido al de Brasil, ya que no existe un indicador de la volatilidad implícita, por lo tanto, usamos la volatilidad realizada, igual que en el caso de Brasil.

La producción industrial entregada por el Instituto Nacional de Estadística (INE), mide la producción manufacturera, minera y servicios públicos, tomando un valor base de 100, para el año 2009. Parecido es el Indicador Mensual de Actividad Económica (IMACEC), publicado por el Banco Central de Chile, midiendo alrededor del 80% de las industrias que componen el PIB del país. Este indicador contempla tanto la serie original, como la desestacionalizada¹², además de una con el costo de factores, y toma como base el promedio del año 2008.

¹² La serie desestacionalizada se obtiene a partir de la agregación de sus componentes ajustados por estacionalidad. Éstos, provienen del cálculo realizado según el proceso X-13 ARIMA-SEATS (disponible en www.census.gov), y de la parametrización específica de cada componente. El período de referencia para el ajuste estacional parte en el año 2003. La serie desestacionalizada excluye los efectos: estacional y calendario.

3.3. Selección de Modelos

Para conocer el modelo $ARIMA(p, d, q)$, a implementar para cada índice, es necesario conocer en primer lugar, si el índice en cuestión es estacionario. Esto se logra a través del test de Dickey-Fuller (1979) antes mencionado. De rechazarse el test, se usarán tantas diferencias necesarias hasta que no se presente una raíz unitaria¹³. Ya conocido el valor de d para cada indicador, procedemos a ver el correlograma para cada uno de ellos para así identificar p y q , viendo los gráficos de autocorrelación y autocorrelación parcial. De esta forma, elegimos un modelo inicial al cual vamos cambiando los parámetros AR y MA, para intentar minimizar los criterios de información, sin comprometer la significancia de los parámetros, ni del modelo como un todo¹⁴. En este caso, decidimos preferir el criterio de información bayesiano (Schwarz, 1978), ya que tiende a castigar más, si se utilizan variables no relevantes, que el criterio AIC (Akaike, 1974), siendo éstos dos, los criterios más conocidos y utilizados.

Habiendo seleccionado el modelo ARIMA final para cada índice, integramos las otras variables que seleccionamos, de manera que, para cada indicador existen una serie de modelos con distintas combinaciones de variables para cada uno de ellos.

Para mayores detalles acerca de la metodología de ajuste estacional, ver www.bcentral.cl/estudios/estudios-economicosestadisticos/098.htm

¹³ En todos nuestros casos, se necesitó sólo la primera diferencia del índice.

¹⁴ Visto a través de: test-t para corroborar la significancia de cada variable y test-F para corroborar la significancia del modelo como un todo.

Esto lo logramos al estimar cada uno de estos modelos, dejando fuera de la muestra los datos de los últimos seis meses; con estos resultados, a su vez, hacemos una predicción para los meses que dejamos de lado. Para seleccionar la mejor predicción, buscamos aquel modelo con el menor error cuadrático medio¹⁵ (MSE) de los errores de predicción para cada uno de los índices.

Luego de haber seleccionado el modelo que mejor se ajusta, añadimos a cada uno de ellos los otros indicadores, como variables explicativas para de esta manera capturar el efecto que puedan tener las variaciones en otros mercados, diferentes al que estamos estudiando. Para ver si es que es preciso agregar uno o más indicadores, utilizamos el mismo criterio que para el modelo base.

Por último, predecimos los residuos de cada modelo, y revisamos que cumplan con la condición de ser *ruido blanco*, esto lo hacemos a través del test *Portmanteau* o test-Q (Box & Pierce, 1970; Ljung & Box., 1978).

Una vez seleccionados estos modelos, se presentarán en la sección de resultados de este trabajo.

¹⁵ La fórmula del error cuadrático medio es: $MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - Y_i)^2$

4. Resultados

En esta sección, presentaremos en primer lugar, el mejor modelo seleccionado para cada índice bursátil, y luego los coeficientes estimados para cada una de las variables explicativas de cada modelo.

4.1. Modelos seleccionados

Como ya se dijo en la sección anterior, la selección de modelos ocurre en tres etapas: selección del modelo ARIMA, inclusión de otras variables fundamentales y por último, los otros indicadores.

S&P 500

Para el caso del S&P 500, se encontró que seguía un comportamiento ARIMA(2,1,3)¹⁶. Luego, el modelo que mejor se ajustaba, era el que incluía como variables: el VIX, el IPI y la tasa de política monetaria. Por último, todos los otros indicadores resultaron ser buenos predictores para este caso, excepto el Eurostoxx 50. Finalmente, el modelo seleccionado queda de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} \Delta SPX_t = & \alpha_0 + \alpha_1 \Delta VIX_t + \alpha_2 \Delta IPI_{t-1} + \alpha_3 \Delta f dtr_t \\ & + \beta_1 \Delta IPSA_t + \beta_2 \Delta iBov_t + \beta_3 \Delta EURO_t + \beta_4 \Delta FTSE_t + \beta_5 \Delta CAC_t + \beta_6 \Delta DAX_t + \beta_7 \Delta NIK_t \\ & + \rho_1 \Delta SPX_{t-1} + \rho_2 \Delta SPX_{t-2} + \gamma_1 \epsilon_{t-3} + \gamma_2 \epsilon_{t-1} + \gamma_3 \epsilon_{t-2} + \epsilon_t \end{aligned}$$

¹⁶ Notar que es el mismo comportamiento encontrado por Glenn (2009), el cual también incluía el VIX y un indicador del producto.

Los resultados que se obtienen al el modelo con la totalidad de los datos que se tienen, se entregan en la siguiente tabla¹⁷:

Variables	VIX	-2.293***
	IPI	9.299***
	Federal Funds Rate	-14.741
	IPSA	0.00632
	iBovespa	0.0003
	FTSE 100	0.0843***
	CAC 40	0.0279
	DAX	0.032***
	NIKKEI	0.0062**
	Constante	1.467
ARMA	AR	
	L1	-1.527***
	L2	-0.994***
	MA	
	L1	1.463***
	L2	0.869***
	L3	-0.084
Statistics	aic	1852.0
	bic	1901.5
	prob > chi2	0.0000

Una de las mejores cualidades de este modelo es la cantidad de variables que son significativas al 1%. Tampoco nos sorprenden los signos de cada una de estas variables, por lo que el modelo se comporta como lo esperamos.

Nikkei 225

Para el Nikkei 225 no se encontró ningún parámetro AR ni MA, que fuese significativo, de manera que, concluimos que el índice se comporta como un “*random walk*”. Además, para estacionarizar la serie, usamos la diferencia del logaritmo natural.

¹⁷ Para todas las tablas de esta sección: *p<0.1 ; ** p<.05; *** p<.01 y todas las variables están en diferencias

Teniendo esto en cuenta, al probar las distintas variables que teníamos para este indicador, el modelo que mejor se ajustó, fue el que sólo contenía la volatilidad implícita del Nikkei 225 (VNik) y el tipo de cambio del yen. Al probar los modelos donde incluíamos los otros índices, ninguna combinación de éstos se ajustaba mejor que el de no incluir ninguno. Por lo tanto, el modelo seleccionado fue:

$$\Delta \ln NIK_t = \alpha_0 + \alpha_1 \Delta VNIK_t + \alpha_2 \Delta USDJPY_t + \epsilon_t$$

Al “correr” este modelo con todos los datos obtenemos los siguientes resultados:

Variables	VNik	-0.0045***
	USDJPY	0.0066***
	Constante	0.0009
Statistics	AIC	-533.12585
	BIC	-520.82515
	Prob > chi ²	0.00000

Aquí, todos los coeficientes se ajustan bien a lo que uno espera: mayor volatilidad esperada tiende a disminuir el crecimiento del período y una depreciación del yen ayuda al sector exportador, el cual es gran parte de la actividad económica del Japón, lo que a su vez va a ayudar al crecimiento del índice.

CAC 40

De la misma forma que para el Nikkei 225, para estacionarizar dicha serie ocupamos la diferencia del logaritmo natural del CAC 40, y luego, encontramos que la serie obtenida sigue un modelo ARIMA (2,1,1). Las variables que elegimos para este índice, fueron la volatilidad implícita, el tipo de cambio y la producción manufacturera medida por Eurostat

(EUITMFR). El hecho de incluir los otros índices como variables explicativas, no mejoró el ajuste del modelo, quedando éste de la siguiente forma:

$$\Delta \ln CAC_t = \alpha_0 + \alpha_1 \Delta VCAC_t + \alpha_2 \Delta USDEUR_t + \alpha_3 \Delta EUITMFR_{t-1} + \rho_1 \Delta \ln CAC_{t-1} + \rho_2 \Delta \ln CAC_{t-2} + \gamma \epsilon_{t-1} + \epsilon_t$$

De la misma manera que con los índices anteriores, los resultados de esta regresión usando la totalidad de los datos son:

Variable	VCAC	-0.0077***
	USDEUR	-0.0295
	EUITMFR	0.0016
	Constante	-0.0017
ARMA	AR	
	L1	-0.8260***
	L2	0.1464*
	MA	
	L1	0.0336
Statistics	AIC	-661.55986
	BIC	-636.3799
	Prob > chi ²	0.0000

Los coeficientes en este caso tienen los signos esperados. El hecho que el tipo de cambio afecte negativamente el índice, se puede explicar ya que las empresas exportadoras más importantes exportan, principalmente, a otros países de la Euro Zona, por lo que, cambios en el tipo de cambio nominal no les afectaría como a otros países, y por otro lado, parte importante del índice lo componen empresas de servicios y energía, que ocupan suministros importados de fuera de la Zona Euro para funcionar, y por lo tanto, se ven afectados con una depreciación.

Por otro lado, es raro que la constante sea negativa, pero esto debe ser compensado en períodos de alza con un aumento de la producción industrial.

DAX

Encontramos que el modelo seleccionado para el índice alemán es un ARIMA (1,1,2), que incluye las variables: volatilidad implícita (VDAX), la utilidad por acción estimada y el tipo de cambio; además incluye los índices S&P 500, Nikkei 225 y FTSE 100:

$$\begin{aligned} \Delta DAX_t = & \\ & \alpha_0 + \alpha_1 \Delta VDAX_t + \alpha_2 \Delta DAX_{eps_{t-1}} + \alpha_3 \Delta USDEUR_t \\ & + \beta_1 \Delta SPX_t + \beta_2 \Delta NIK_t + \beta_3 \Delta FTSE_t \\ & + \rho \Delta DAX_{t-1} + \gamma_1 \epsilon_{t-1} + \gamma_2 \epsilon_{t-2} + \epsilon_t \end{aligned}$$

Este modelo arroja los siguientes resultados al ser estimado:

Variables	VDAX	-8.52
	UPA Est.	0.944
	USDEUR	1870.2*
	SPX	2.991***
	Nikkei	0.0663
	FTSE	0.46***
	Constante	18.268
ARMA	AR	
	L1	-0.713**
	MA	
	L1	0.636*
	L2	-0.1642
Statistics	AIC	1453.92
	BIC	1483.62
	Prob > chi2	0.0000

Los coeficientes estimados para el DAX son como uno los esperaría. El tipo de cambio tiene un coeficiente positivo por las mismas razones que Japón, la importancia del sector exportador en el índice.

FTSE 100

De la misma manera que para el Nikkei 225, encontramos que el FTSE 100 sigue un comportamiento de “*random walk*” y ocupamos la diferencia del logaritmo como variable estacionaria. Las variables que conforman el modelo con la mejor bondad de ajuste son: la volatilidad implícita (VFTSE), la utilidad por acción TTM, el índice de producción industrial “UKIPI”, el tipo de cambio y el índice Eurostat de producción manufacturera (EUITMUK); también incluimos el crecimiento de los índices S&P 500 y DAX del periodo anterior¹⁸ y CAC 40 y Nikkei 225 de el mismo periodo.

El modelo final queda entonces:

$$\Delta \ln FTSE_t = \alpha_0 + \alpha_1 \Delta VFTSE_t + \alpha_2 \Delta FTSE_eps_Trail_{t-1} + \alpha_3 \Delta UKIPI_t + \alpha_4 \Delta USDGBP_t + \alpha_5 \Delta EUITMUK_t + \beta_1 \Delta \ln SPX_{t-1} + \beta_2 \Delta \ln CAC_t + \beta_3 \Delta \ln DAX_{t-1} + \beta_4 \Delta \ln NIK_t + \epsilon_t$$

Los resultados de la estimación de este modelo son los que se muestran en la siguiente tabla:

Variables	VFTSE	-0.0023***
	UKIPI	0.0041*
	EUITMUK	-0.0023
	USDGBP	0.0876
	ln SPX	-0.0364
	ln CAC	0.52280***
	ln DAX	0.0357
	ln Nikkei	0.0361
	Constante	0.0013
Statistics	AIC	-884.62392
	BIC	-853.14898c
	Prob > chi ²	0.0000

¹⁸ Se ocupan los datos del período anterior, ya que los mercados de Estados Unidos y Alemania cierran después que el de Inglaterra y, como las observaciones son los precios de cierre del último día hábil del mes, los inversionistas no tienen este dato para ajustar sus decisiones.

El único coeficiente que difiere de lo que pensaríamos en primera instancia, es el coeficiente del S&P 500, que es negativo, por lo que un crecimiento positivo en el mercado estadounidense, en el período anterior, disminuye el crecimiento en el Reino Unido. Al igual que para la producción industrial, un período anterior con crecimiento positivo puede ser percibido por los inversionistas como una especie de “overshooting” que debe ser ajustado en el período siguiente.

EUROSTOXX 50

En primer lugar, para mejorar el comportamiento de la variable decidimos aplicar logaritmo natural como en los casos que ya vimos anteriormente.

El modelo para el índice europeo sigue un comportamiento ARIMA (1,1,1), y se ajusta mejor cuando añadimos las variables volatilidad implícita y producción manufacturera medida por Eurostat (EUITEMU); el agregar otros índices como variables explicativas no mejoró el ajuste del modelo, por lo que estimamos:

$$\begin{aligned} \Delta \ln EURO_t = & \\ & \alpha_0 + \alpha_1 \Delta VEURO_t + \alpha_2 \Delta EUITEMU_{t-1} \\ & + \rho \Delta \ln EURO_{t-1} + \gamma \epsilon_{t-1} + \epsilon_t \end{aligned}$$

Este modelo arroja las estimaciones entregadas en la siguiente tabla:

Variables	VEURO	-0.0075***
	EUITEMU	0.0043*
	Constante	-0.0017
ARMA	AR	
	L1	0.7895***
	MA	
	L1	-0.6756***
Statistics	AIC	-671.0
	BIC	-651.7
	Prob > chi2	0.0000

Para el caso europeo, como hay pocas variables en el modelo, es bueno que estas tengan el signo esperado y sean significativas. Aquí, el crecimiento de la producción industrial del período anterior afecta positivamente a la del período actual, y la volatilidad esperada, negativamente, tal como uno se imaginaría.

iBovespa

Para el índice brasileño, encontramos un comportamiento ARIMA (1,1,0), y que las variables que componen el modelo que mejor se ajusta, son la volatilidad realizada del período, la utilidad por acción medida de manera TTM, la producción industrial, la tasa de política monetaria y el tipo de cambio. Al incluir el crecimiento del S&P 500 del período anterior, se mejora la bondad de ajuste del modelo, siendo éste finalmente:

$$\Delta iBov_t = \alpha_0 + \alpha_1 \Delta ViBov_{t+1} + \alpha_2 \Delta IP_{bra_t} + \alpha_3 \Delta tpm_{bra_t} + \alpha_4 \Delta USDBRA_t + \beta_1 \Delta SPX_{t-1} + \rho \Delta iBov_{t-1} + \epsilon_t$$

La siguiente tabla da cuenta de los parámetros estimados para el modelo:

Variables	ViBov	-52.749
	IP	-2.875
	TPM	-709.389
	USDBRA	-9196.332***
	SPX	6.866
	Constante	172.778
ARMA	AR	
	L1	0.0251
Statistics	AIC	2722.54
	BIC	2746.41
	Prob > chi2	0.000

De estos resultados extraemos que Brasil es un país que se ve afectado por la depreciación.

Esto se puede explicar al ver las empresas indexadas, dentro de las cuales no hay muchas

dedicadas a la exportación. En este caso, hay un sólo coeficiente que no se ajusta a lo que esperábamos, ya que el IP tiene signo negativo. Puede tener sentido, ya que la variable está indicando la variación del índice durante el mes anterior, por lo que esto puede significar que los inversionistas esperan que después de un período de alza, venga uno de baja, siguiendo la consigna de “todo lo que sube tiene que bajar”.

IPSA

Por último, para el caso de Chile, encontramos que sigue un modelo ARIMA (1,1,0), y que el modelo con la mejor bondad de ajuste es el que incluye las variables que indican la volatilidad realizada del período (VIPSA), la serie del IMACEC desestacionalizada, la utilidad por acción TTM, el tipo de cambio y el crecimiento de los dos otros índices americanos, por lo que el modelo para el IPSA sería:

$$\Delta IPSA_t = \alpha_0 + \alpha_1 \Delta Vipsa_{t+1} + \alpha_2 \Delta IPSA_EPS_Trail_t + \alpha_3 \Delta USDCLP_t + \alpha_4 \Delta IMACEC_SA_t + \beta_1 \Delta SPX_t + \beta_2 \Delta iBov_t + \rho \Delta IPSA_{t-1} + \epsilon_t$$

Los resultados de esta estimación utilizando todos los datos disponibles son los expuestos en la siguiente tabla:

Variables	VIPSA	-3.03
	UPA TTM	1.21
	IMACEC Des.	33.83
	USDCLP	-0.527
	S&P 500	0.55
	iBovespa	0.0187***
	Constante	-0.056
ARMA	AR	
	L1	0.1572
Statistics	AIC	1239.81
	BIC	1262.98
	Prob > chi2	0.0000

La utilidad por acción y el IMACEC, nos indican de un manera u otra como les está yendo a las empresas chilenas, es por esto predecible que, los coeficientes que acompañan a estas variables sean positivos. Dentro de las empresas comprendidas en el índice hay una gran cantidad que dependen de la importación como “*core*” de su negocio¹⁹, por lo que se ven afectados con la depreciación del peso, es por esto que el coeficiente que acompaña al tipo de cambio es negativo.

¹⁹ El sector retail y consumo representa cerca de un 19% del índice, además de otras empresas en otros sectores que también están muy ligadas a las importaciones, notablemente Copec (9.13%) y LAN (7.29%).

Fuente: Bolsa Comercio de Santiago, Fact Sheet 30 de Junio.

<http://www.bolsadesantiago.com/Fichas%20Indices/01.Ficha%20T%C3%A9cnica%20%C3%8Dndice%20IPSA.pdf>

4.2. Predicciones

La forma en que seleccionamos los modelos descritos en la sección anterior fue haciendo una estimación parcial de los modelos, dejando de lado los datos de los últimos 6 meses disponibles, para luego estimarlos usando los parámetros encontrados y elegimos el modelo con el menor error absoluto medio (MAE)²⁰.

Como una forma de presentar los resultados de estas predicción para los modelos seleccionados; en la tabla siguiente se encuentran: (1) el valor pronosticado a 6 meses para cada uno de los índices, (2) el valor real a modo de comparación, (3) el MAE, (4) el error absoluto medio porcentual (MAPE)²¹ usando los valores estimados para cada índice²², (5) el porcentaje de veces que la estimación dio como resultado un cambio en el valor del índice en el sentido contrario al que realmente tuvo²³ y (6) el número de observaciones que se usó para cada una de las estimaciones²⁴.

	6M FCST (1)	6M Real (2)	MAE (3)	MAPE (4)	% Error (5)	Meses Est. (6)
S&P	1874	1924	13.50	0.89%	11.17%	206
IPSA	3779	3910	120.37	3.26%	28.87%	97
iBovespa	54739	51627	1553.67	3.15%	26.53%	147
Eurostoxx	3137	3245	18.34	0.58%	22.83%	184
FTSE	6861	6845	71.97	1.08%	11.05%	172
CAC	4382	4520	31.15	0.71%	22.09%	172
DAX	9878	9943	86.03	0.90%	12.84%	109
Nikkei	15905	14632	371.90	2.50%	34.38%	160

²⁰ $MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |A_t - F_t|$ siendo A_t y F_t el valor real y el estimado, respectivamente.

²¹ $MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right|$

²² Si usáramos el MAPE con sólo las diferencias se generan distorsiones cuando hay valores cercanos a 0.

²³ Ocupando la predicción de todos los datos, es decir tanto de aquellos ocupados en la estimación como los 6 últimos meses que dejamos fuera.

²⁴ Los números varían dependiendo de las variables que finalmente fueron usadas y la disponibilidad de datos para cada una de ellas.

Para tener una idea de cómo comparar estos resultados con los otros, es suficiente mirar el MAPE y al porcentaje de error en el signo. Por ejemplo, podemos comparar nuestro modelo para Estados Unidos con el seleccionado por Eric Glenn (2009), pero usando nuestra base de datos; en el caso de Glenn, los errores en el S&P 500 dieron un MAPE de 2.05% y un 32,8% de error en el signo para su modelo, mientras que sólo un 0.89% y 11.17%, respectivamente, para el que encontramos nosotros.

Las diferencias entre el ajuste de los modelos parece mostrar las profundidades de los mercados en los distintos países, de esta manera vemos que los mercados latinoamericanos (Chile y Brasil) tienen mayores porcentajes de error que los europeos y Estados Unidos, lo que indica que se ajustan menos que otros mercados a variaciones de los índices macroeconómicos. También es posible que los índices de estos países contengan en menor grado la información pública disponible. Parecido es el caso de Japón que con un 2.5% de error porcentual medio es el tercer peor ajuste que tenemos.

Estas predicciones se pueden ver gráficamente en el punto 6.4 de la sección anexos.

5. Conclusiones

Como nos imaginábamos, hacer pronósticos precisos de índices bursátiles es prácticamente imposible. Incluso teniendo modelos que parecieran dar buenos resultados, como los que elegimos finalmente, éstos pueden presentar problemas en la realidad debido al sobreajuste o “*overfitting*”, tal como explica Glenn (2009).

De todas formas, podemos sacar interesantes conclusiones de las estimaciones hechas en este trabajo. Además de conocer cómo distintas variables explican movimientos en los mercados, podemos encontrar distintos patrones que son de interés. Por un lado, si bien nos esperábamos esto, es interesante confirmar que dependiendo de si las empresas del país tienden a ser exportadoras o importadoras va a determinar si el coeficiente que acompaña al tipo de cambio va a ser positivo o negativo. También, nos dimos cuenta que por lo general, el crecimiento de la producción industrial del período pasado, tiende a desincentivar a los inversionistas de este período en algunos mercados. Otra cosa que nos esperábamos, ya que es uno de los indicadores más usado por brokers para tener una idea de cómo se comportarán los mercados, es que la volatilidad implícita es una variable que, transversalmente, a todos los países, explica muy bien el comportamiento de los inversionistas, siempre teniendo esta variable un coeficiente negativo, podemos concluir que es una de los índices que más información proporcionan.

Este tipo de predicciones, por poco precisas que puedan ser, son de vital importancia para brokers que quieran recomendar carteras de tanto corto como mediano o hasta largo plazo ya que nos indican que variables tomar en cuenta y como se comporta el mercado con según la información que estas llevan consigo. Por lo tanto, siempre es recomendable que este tipo de metodologías sean puestas en práctica, y el modelamiento usado en este trabajo es muy útil para tener una idea de cómo reaccionan los mercados a cambios en las variables observadas.

6. Bibliografía

- Akaike, H. (1974). A New Look Oat The Statistical Model Identification. Ieee Transactions On Automatic Control , 19 (6), 716-723.
- Bekaert, G., Hodrick, R. J., & Zhang, X. (2009). International Stock Return Comovements. The Journal Of Finance , 64 (6), 2591-2626.
- Bonfiglioli, A., & Favero, C. (2005). Explainig Co-Movements Between Stock Markets: The Case Of Us And Germany. Journal Of International Money And Finance , 24, 1299-1316.
- Box, G. E., Jenkins, G. M., & Reinsel, G. C. (2008.). Time Series Analysis: Forecasting And Control (4th Ed. Ed.). Hoboken,, Nj: Wiley. .
- Box, G., & Jenkins, G. (1976). Time Series Analysis: Forecasting And Control. San Francisco: Holden Day.
- Box, G., & Pierce, D. (1970). Distribution Of Residual Autocorrelations In Autoregressive-Integrated Moving Average Time Series Models. Journal Of The American Statistical Association , 65, 1509–1526.
- Cheung, Y., & Mak, S. (1992). The International Transmission Of Stock Market Fluctuaction Between The Developed Markets And The Asian Pacific Markets. Applied Financial Economics , 2 (1), 43-47.
- Chopra, N., Lakonishok, J., & Ritter, J. R. (1992). Measuring Abnormal Performance : Do Stocks Overreact? Journal Of Financial Economics , 31 (2), 235-268.

- Christensen, B., & Prabhala, N. (1998). The Relation Between Implied And Realized Volatility. *Journal Of Financial Economics* , 50, 125-150.
- Cochrane, D., & Orcutt, G. (1949). Application Of Least Squares Regression To Relationships Containing Auto-Correlated Error Terms. *Journal Of The American Statistical Association* , 44 (245).
- Conrad, J., & Kaul, G. (1989). Mean Reversion In Short-Horizon Expected Returns. . *Review Of Financial Studies* , 2, 225-240. .
- Conrad, J., & Kaul., G. (1988). Time-Variation In Expected Returns. *Journal Of Business* , 61, 409-425.
- Cooper, M. R., Chuin, H. L., & Atkin, H. M. (2004). Relationship Between Macroeconomic Variables And Stock Market Indices: Cointegration Evidence From Stock Exchange Of Singapore's All-S Sector Indices. *Jurnal Pengurusan* , 24, 47-77.
- Debondt, W. F., & Thaler, R. (1985). Does The Stock Market Overreact? *Journal Of Finance* , 40 (3), 793-805.
- Dickey, D., & Fuller, W. (1979). Distribution Of The Estimators For Autoregressive Time Series With A Unit Root. *Journal Of The American Statistical Association* , 74 (366), 427-431.
- Diggle, P. J. (1990). *Time Series: A Biostatistical Introduction*. Oxford, England: Oxford University Press.
- Dreman, D., & Berry, M. (1995). Overreaction, Underreaction, And The Low-P/E Effect. *Financial Analysts Journal* , 51 (4), 21.

- Duffee, G. (1998). The Relation Between Treasury Yields And Corporate Bond Yield Spread. *The Journal Of Finance* , Liii (6), 2225-2241.
- Dyl, E. A., & Maberly, E. D. (1986). The Weekly Pattern In Stock Index Futures: A Further Note. *Journal Of Finance* , 41, 1149-1155.
- Fama, E. (1970). Efficient Capital Markets: A Review Of Theory And Empirical Work . *The Journal Of Finance* , 25, 383-417.
- Fleming, J. (1998). The Quality Of Market Volatility Forecasts Implied By S&P 100 Index Option Prices . *Journal Of Empirical Finance* , 5, 317-345 .
- Gali, J., & Gambetti, L. (2014). The Effects Of Monetary Policy On Stock Market Bubbles: Some Evidence . *Nber Working Paper Series* , 19981.
- Gatfaoui, H. (2008). Is Corporate Bond Performance Connected With Stock Market Performance? *The European Financial Management Association Annual Meeting*. Athens: Efm.
- Glenn, E. (June De 2009). *Forecasting The S&P 500 Index Using Time Series Analysis And Simulation Methods*. Cambridge, Massachusetts: Mit Sloan.
- Guo, H. (2002). *Stock Market Returns, Volatility, And Future Output*. Federal Reserve Bank Of St. Louis , St. Louis.
- Hodgson, A., & Nicholls, D. (1991). The Impact Of Index Futures Markets On Australian Sharemarket Volatility. *Journal Of Business Finance & Accounting* , 18 (2), 267-280.
- Huang, B., Yang, C., & Hu, J. (2000). Causality And Cointegration Of Stock Markets Among The United States, Japan And The South China Growth Triangle . *International Review Of Financial Analysis* , 9 (3), 281-297.

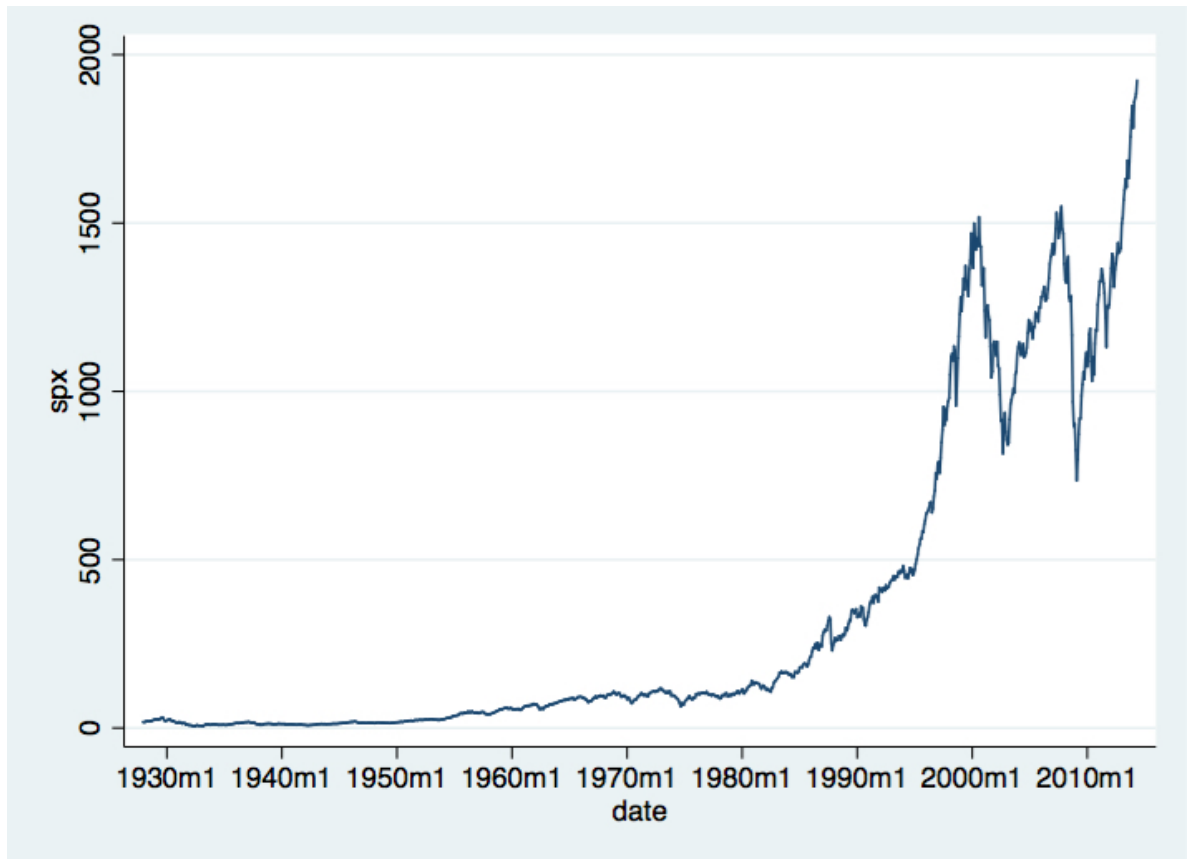
- Jorion, P. (1995). Predicting Volatility In Foreign Exchange Markets. *The Journal Of Finance* , 50 (2), 507-528.
- Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Prospect Theory: An Analysis of Decision Under Risk. *Econometrica* , 47 (2), 263-292.
- Kasa, K. (1992). Common Stochastic Trends In International Stock Markets. *Journal Of Monetary Economics* , 29, 95-124.
- Khan, M. N., & Sharif, Z. (2012). Impact Of Macroeconomic Variables On Stock Prices: Empirical Evidence From Karachi Stock Exchange, Pakistan. In M. Zhu, *Business, Economics, Financial Sciences, And Management* (Vol. 143, Pp. 227-233). Berlin: Springer-Verlag.
- Khan, M. S. (2014). Macroeconomic Variables & Its Impact On Kse-100 Index . *Universal Journal Of Accounting And Finance* , 2 (2), 33-39 .
- Liu, Y., & Pan, M. (1997). Mean And Volatility Spillover Effects In The Us And Pacific-Basin Stock Markets. *Multinational Finance Journal* , 1 (1), 47-62.
- Ljung, G. M., & Box., G. E. (1978). On A Measure Of Lack Of Fit In Time Series Models. *Biometrika* , 65, 297-303.
- Lo, A. W., & Mackinlay, A. C. (2011). *A Non-Random Walk Down Wall Street*. Princeton University Press.
- Lo, A., & Mackinlay, A. (1988). Stock Market Prices Do Not Follow Random Walks: Evidence From A Simple Specification Test. *The Review Of Financial Studies* , 1 (1), 41-66.

- Mackinnon, J. G. (1994). Approximate Asymptotic Distribution Functions For Unit-Root And Cointegration Tests. *Journal Of Business And Economic Statistics* , 12, 167–176.
- Naik, P. K., & Padhi, P. (2012). The Impact Of Macroeconomic Fundamentals On Stock Prices Revisited: Evidence From Indian Data. *Eurasian Journal Of Business And Economics* , 5 (10), 25-44 .
- O'connor, M., Remus, W., & Griggs, K. (1997). Going Up–Going Down: How Good Are People At Forecasting Trends And Changes In Trends? *Journal Of Forecasting* , 16 (3), Pp. 165–176.
- Petram, L. (2014). *The World's First Stock Exchange*. (L. Richards, Trans.) Amsterdam, Holland, Neederlands: Columbia University Press.
- Sandte, H. (2012). *Stock Markets Vs Gdp Growth: A Complicated Mixture*. Bny Mellon , Asset Management. West Lb Mellon.
- Schwarz, G. (1978). Estimating The Dimensions Of A Model. *Annals Of Statistics* , 6 (2), Pp. 461-464.
- Sperling, R. I., & Baum, C. F. (2001). Sts19: Multivariate Portmanteau (Q) Test For White Noise. *Stata Technical Bulletin* , Pp. 39–41.
- Sulaiman, M., Adnan, H., M. Anwar, J., & Adnan, A. (2009). Impact Of Macroeconomics Variables On Stock Prices: Emperical Evidance In Case Of Kse (Karachi Stock Exchange) . *European Journal Of Scientific Research* , 38 (1), Pp.96-103 .

- Anexos

6.1. Series de los índices bursátiles

- S&P 500

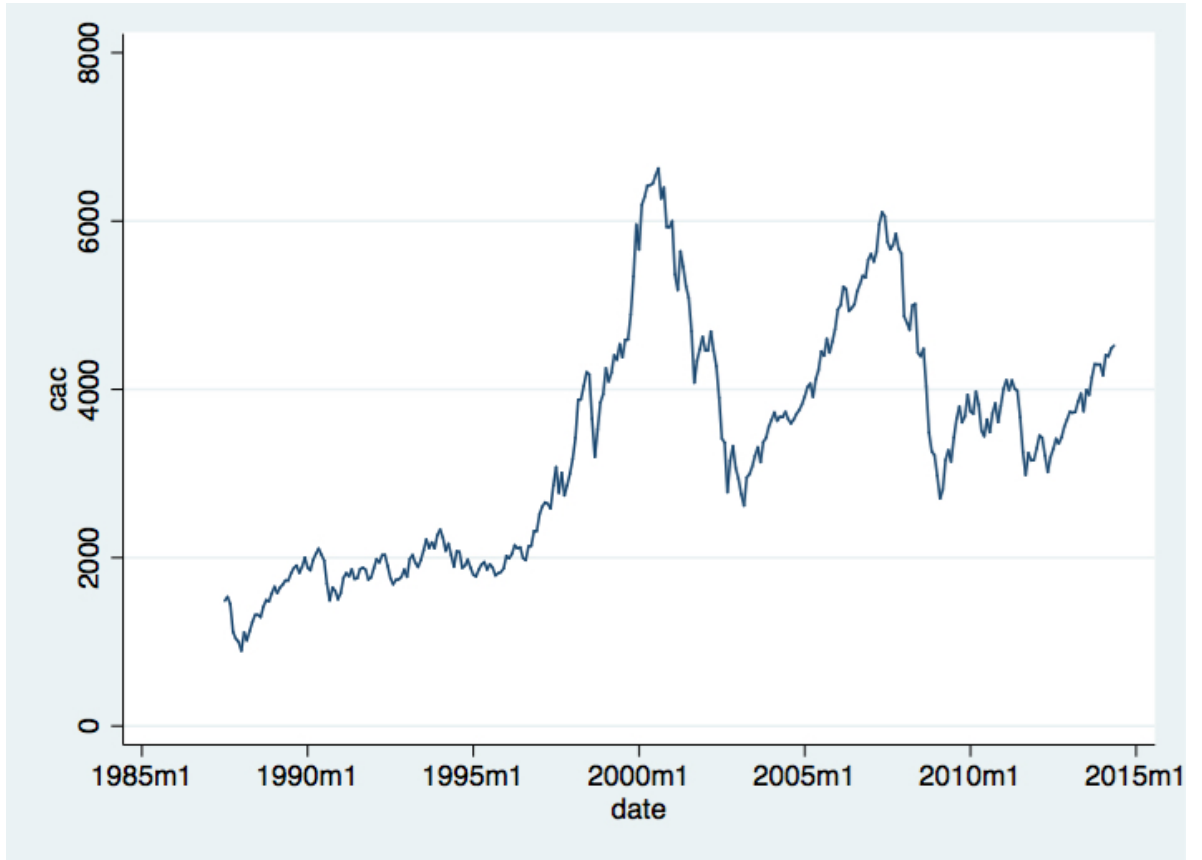


- Nikkei 225



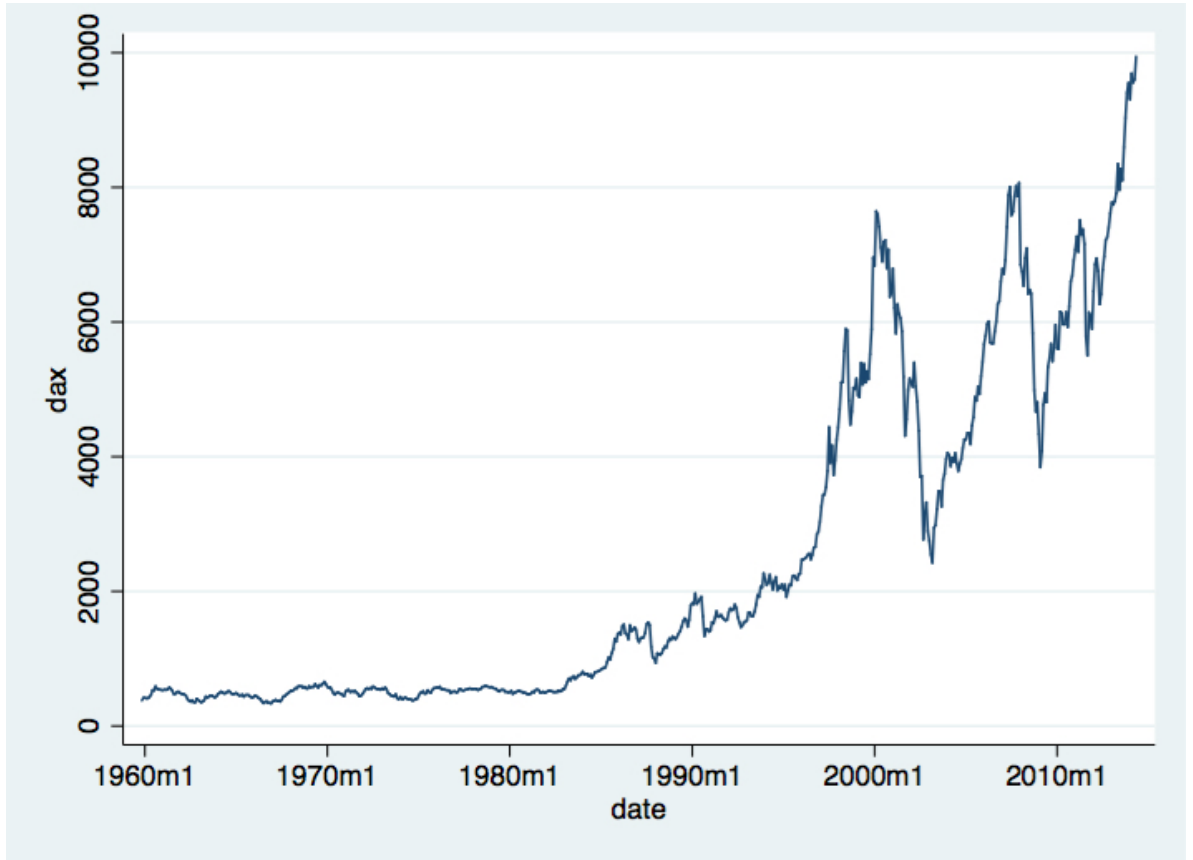
-

- CAC 40



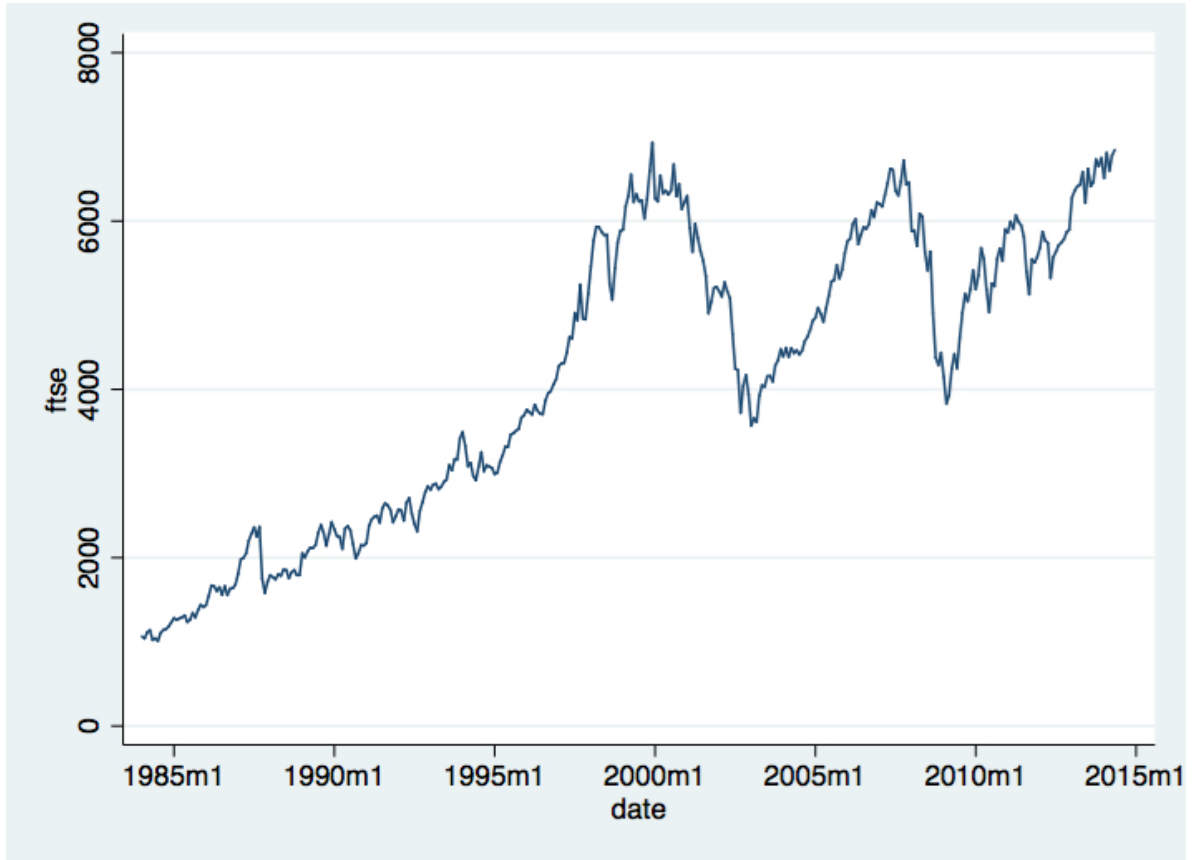
-

- DAX



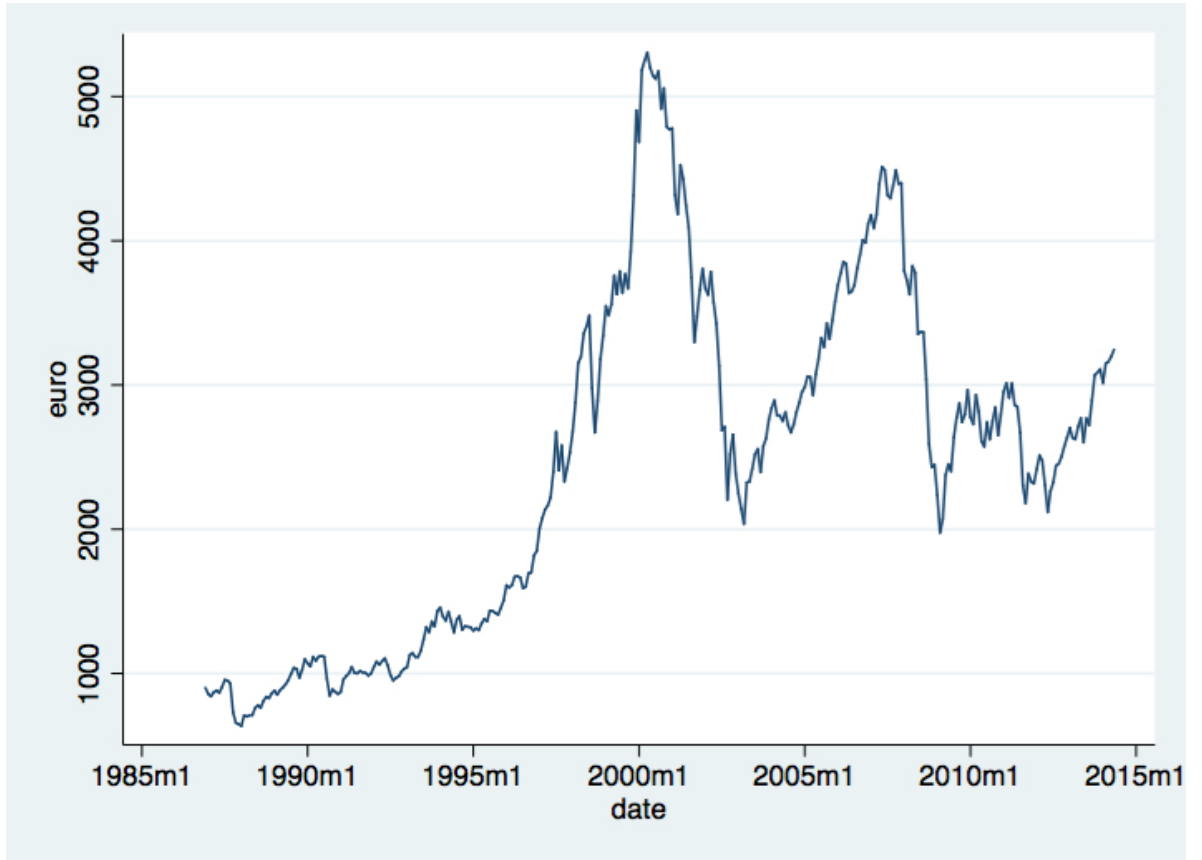
-

- FTSE 100



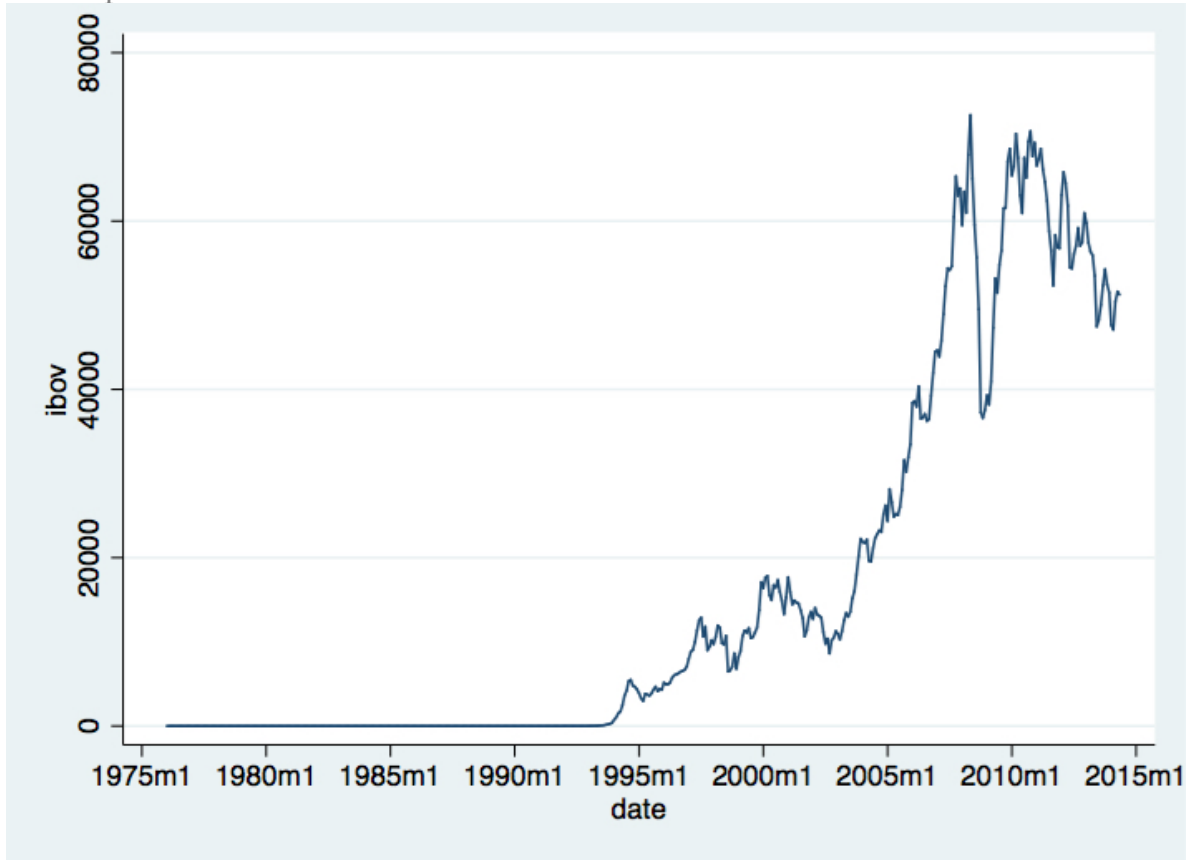
-

- Eurostoxx 50



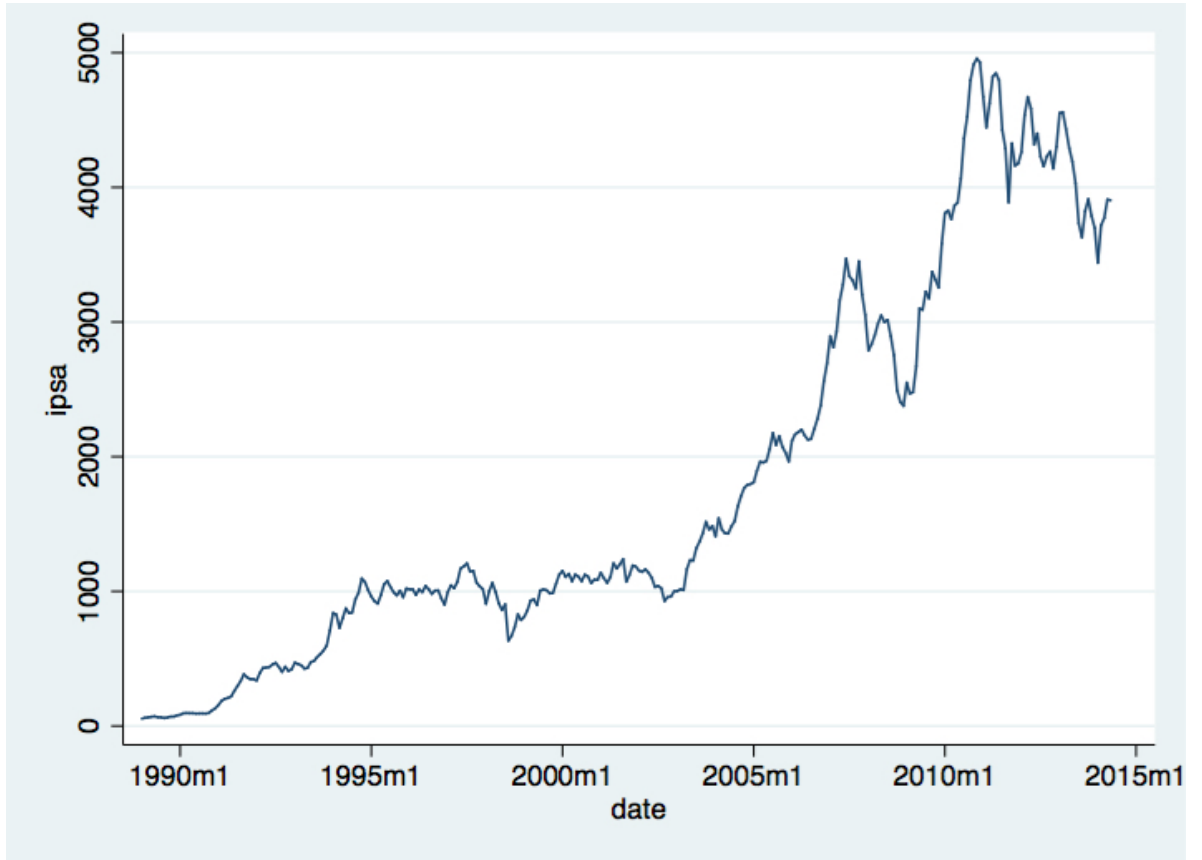
-

- iBovespa



-

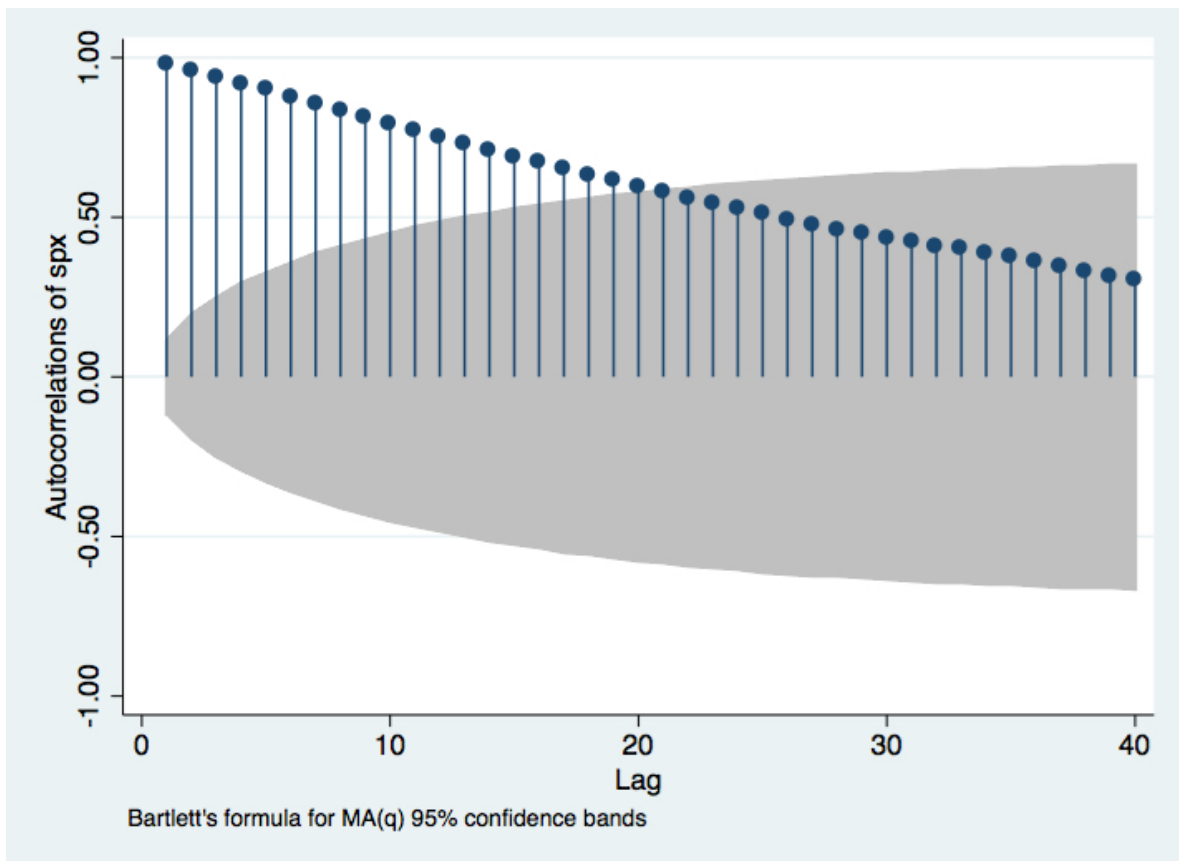
- IPSA



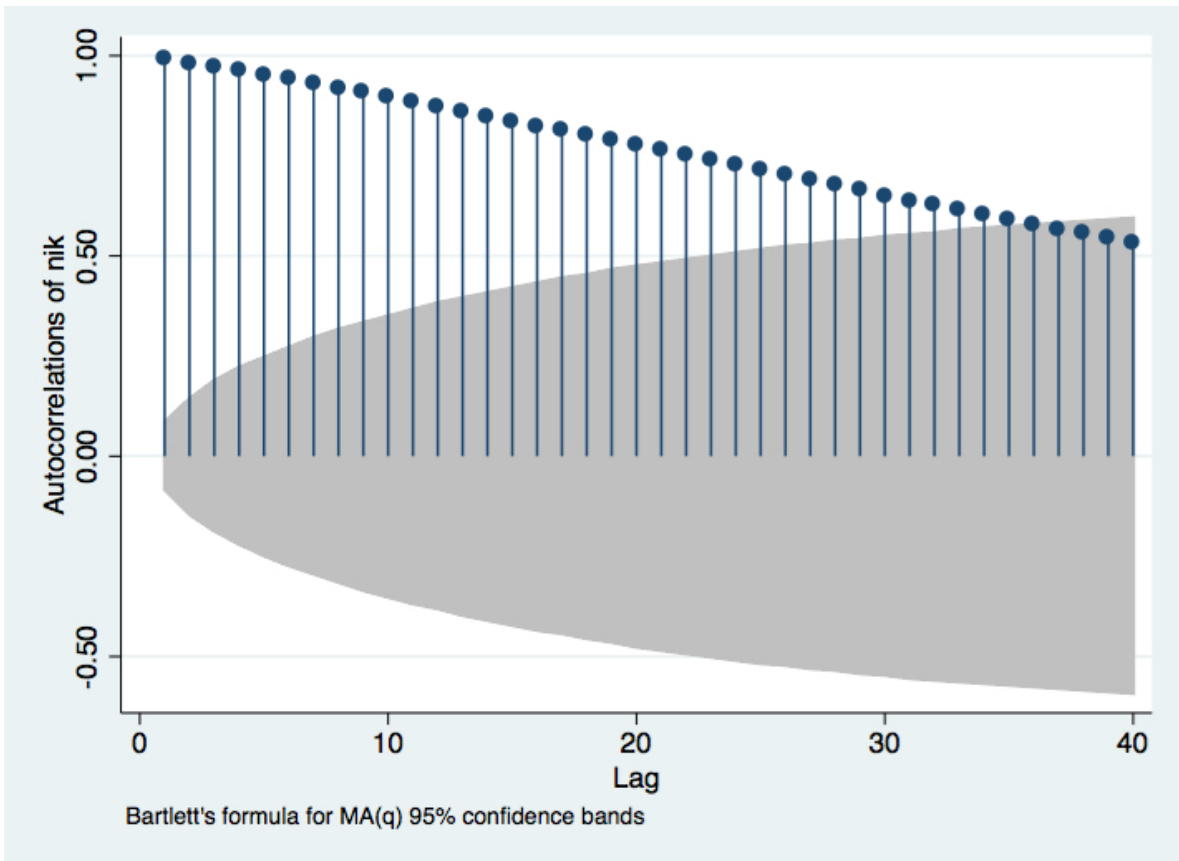
-

6.2. Gráficos de Autocorrelación

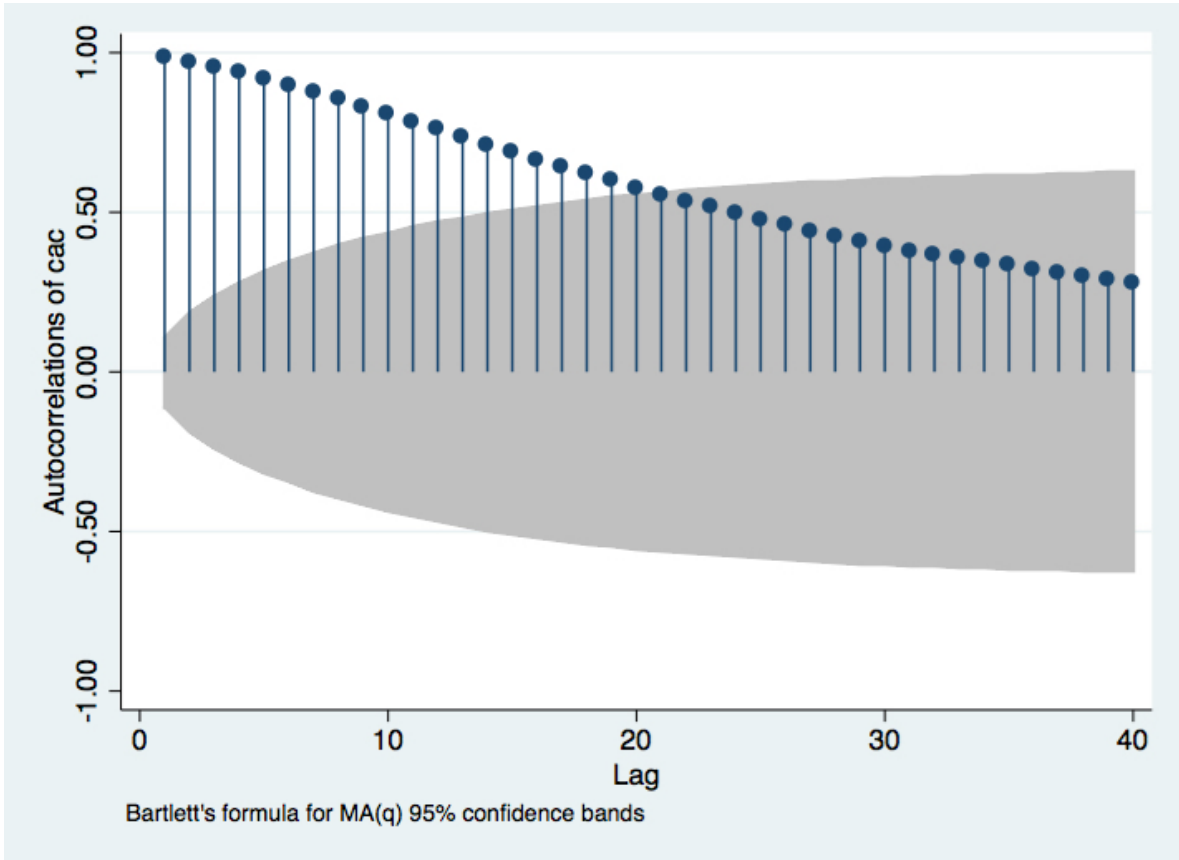
S&P 500



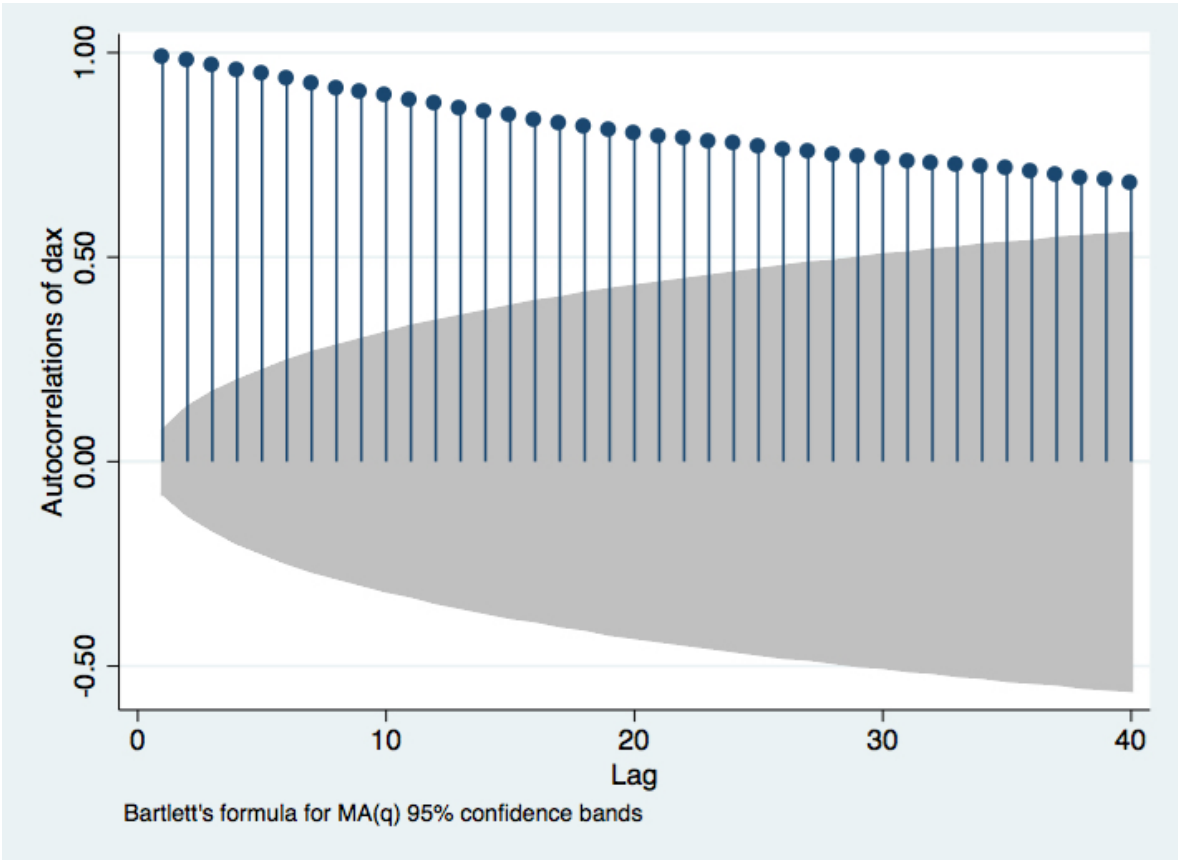
NIKKEI 225



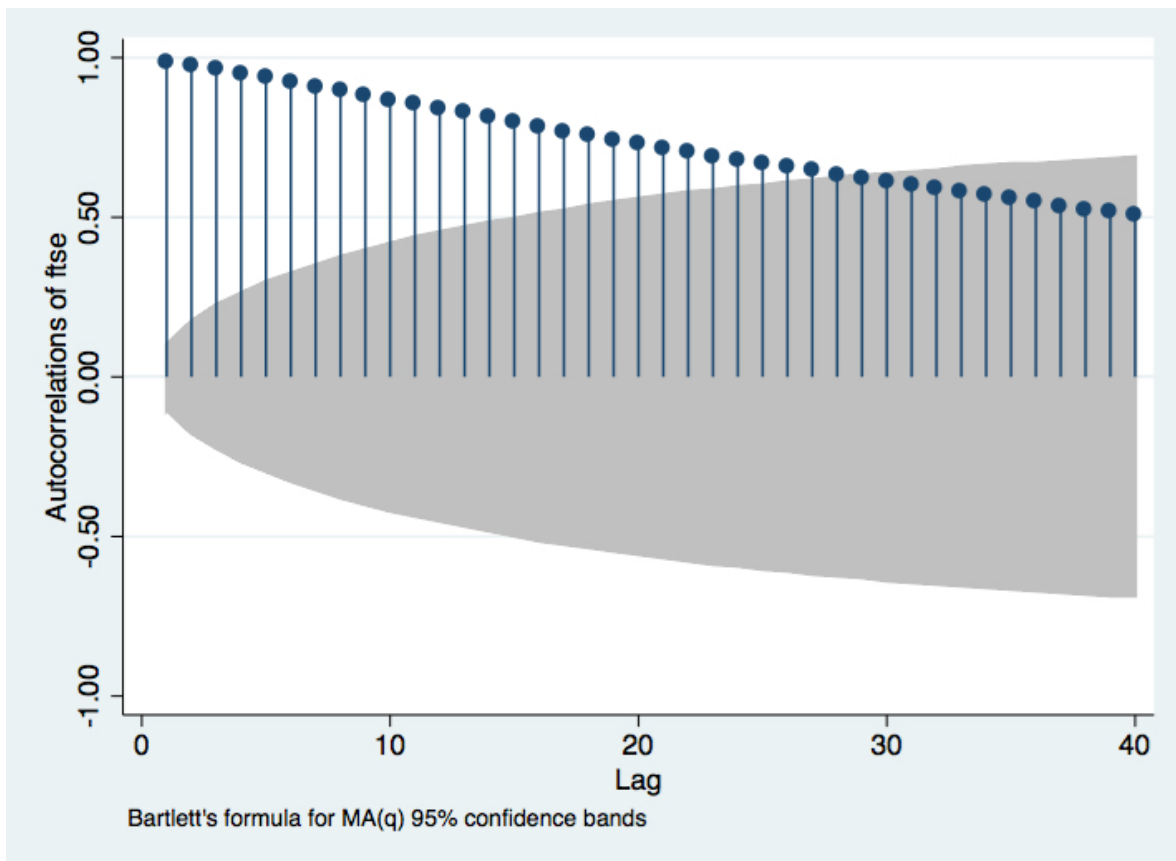
CAC 40



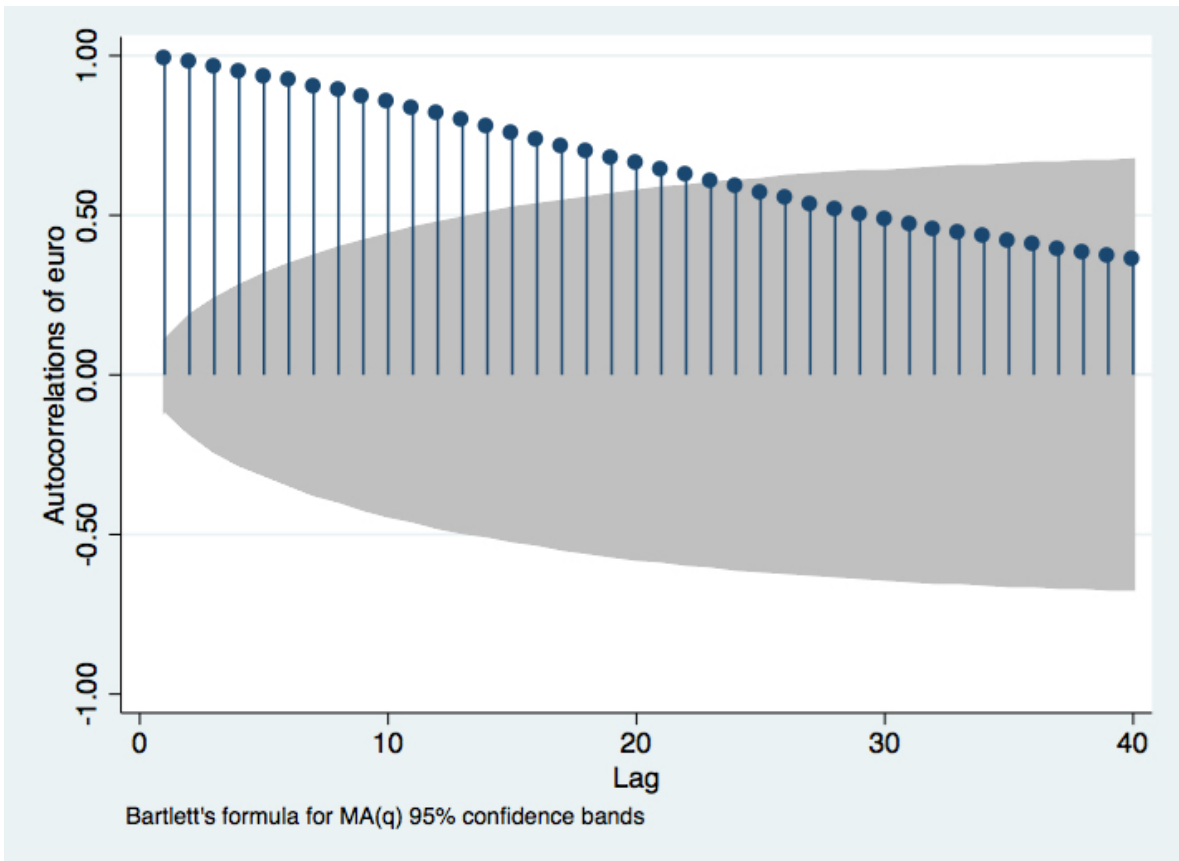
DAX



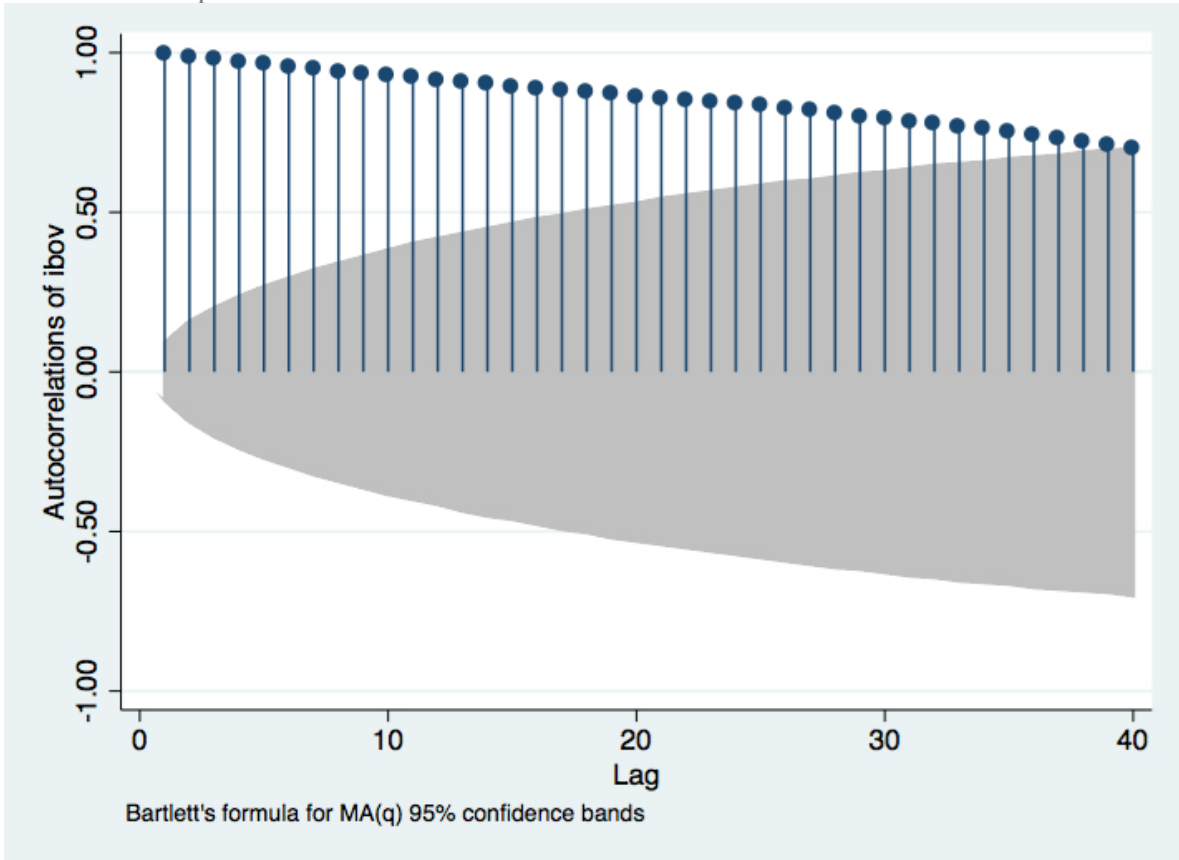
FTSE 100



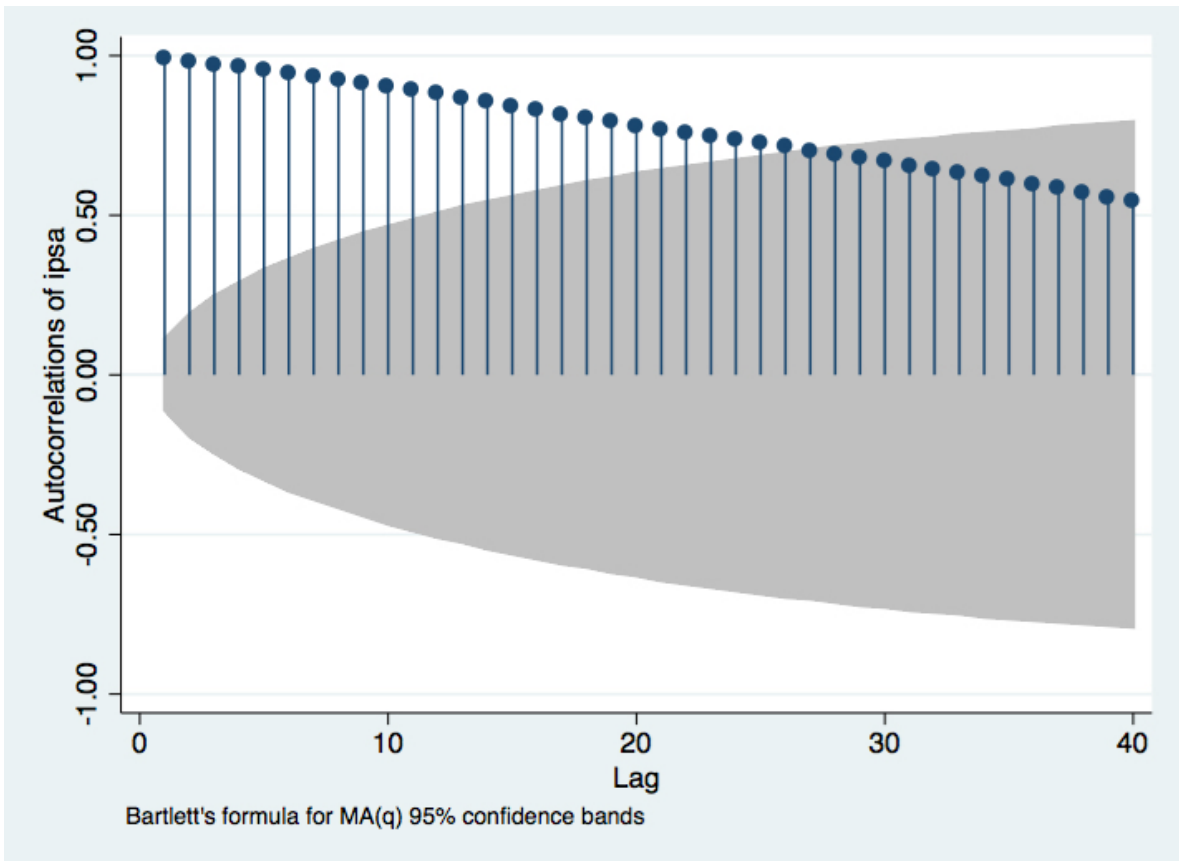
EUROSTOXX



iBovespa

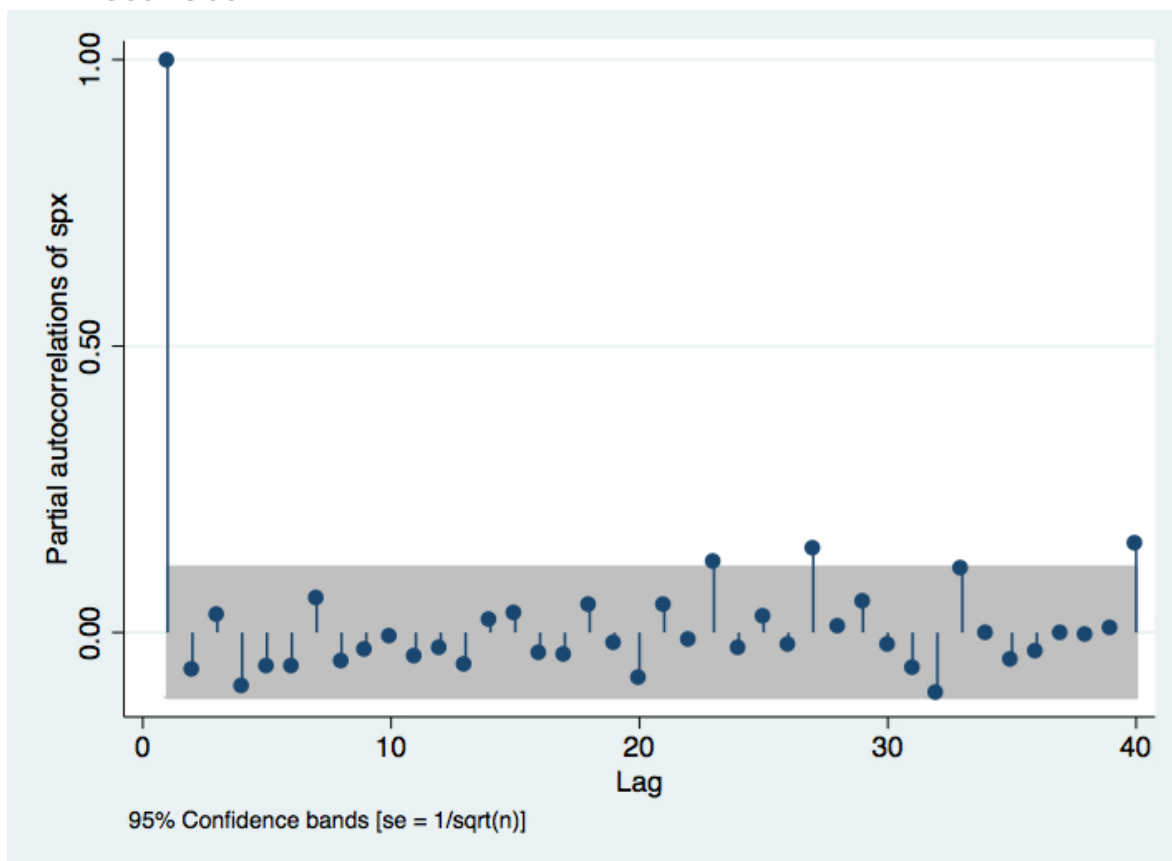


IPSA

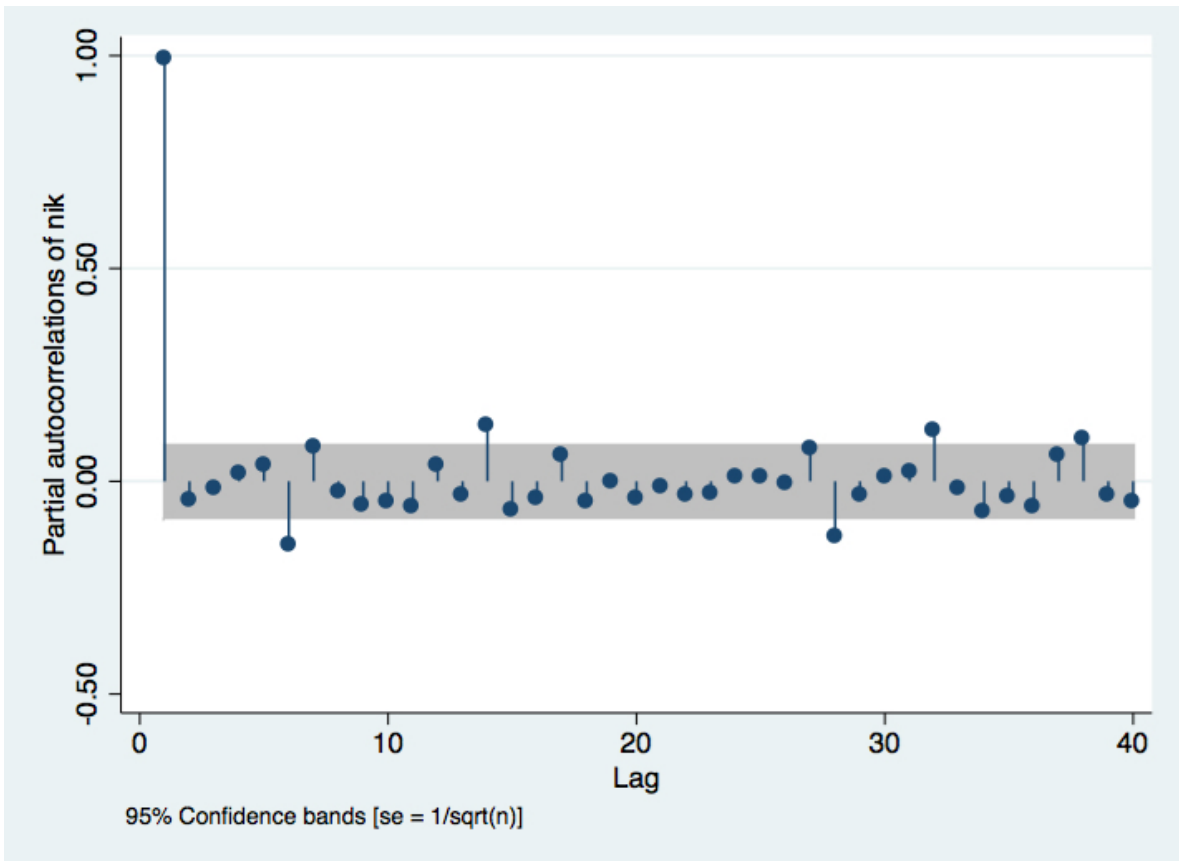


6.3. Gráficos de Autocorrelación Parcial

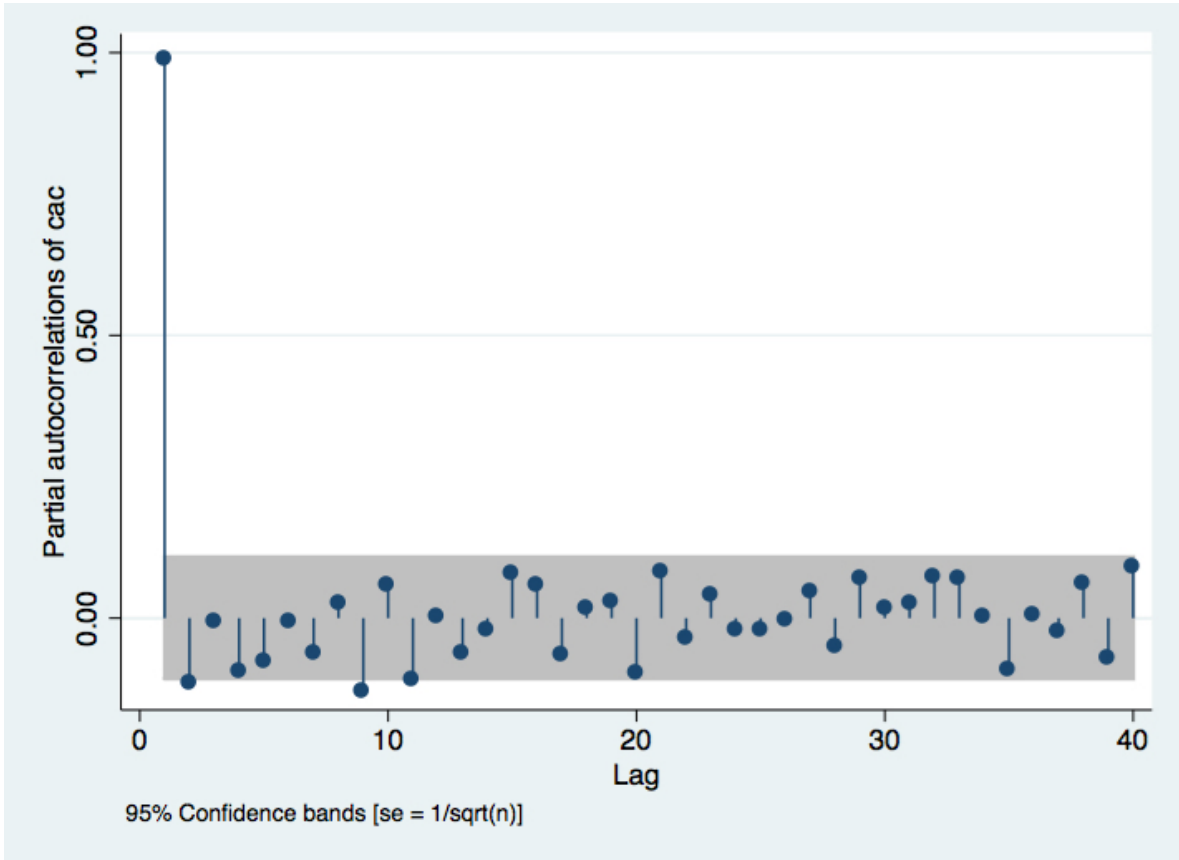
S&P 500



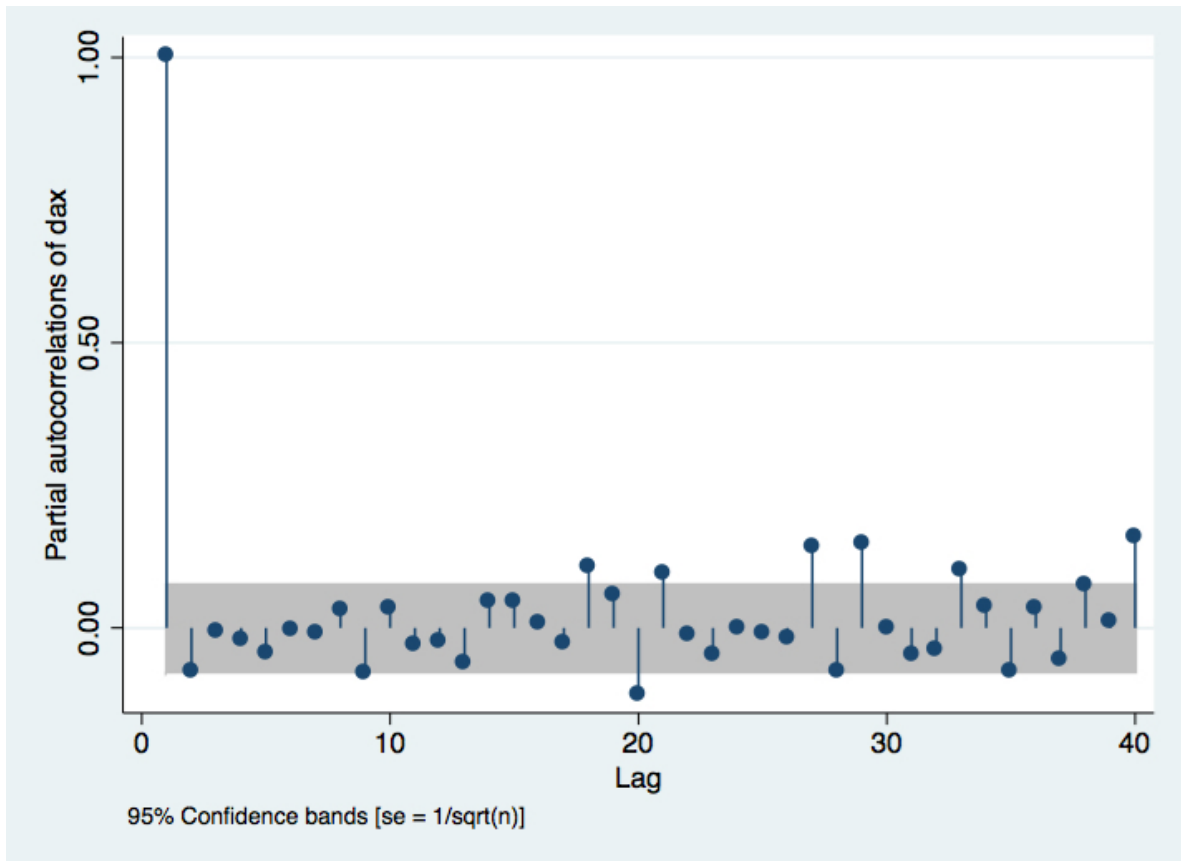
NIKKEI 225



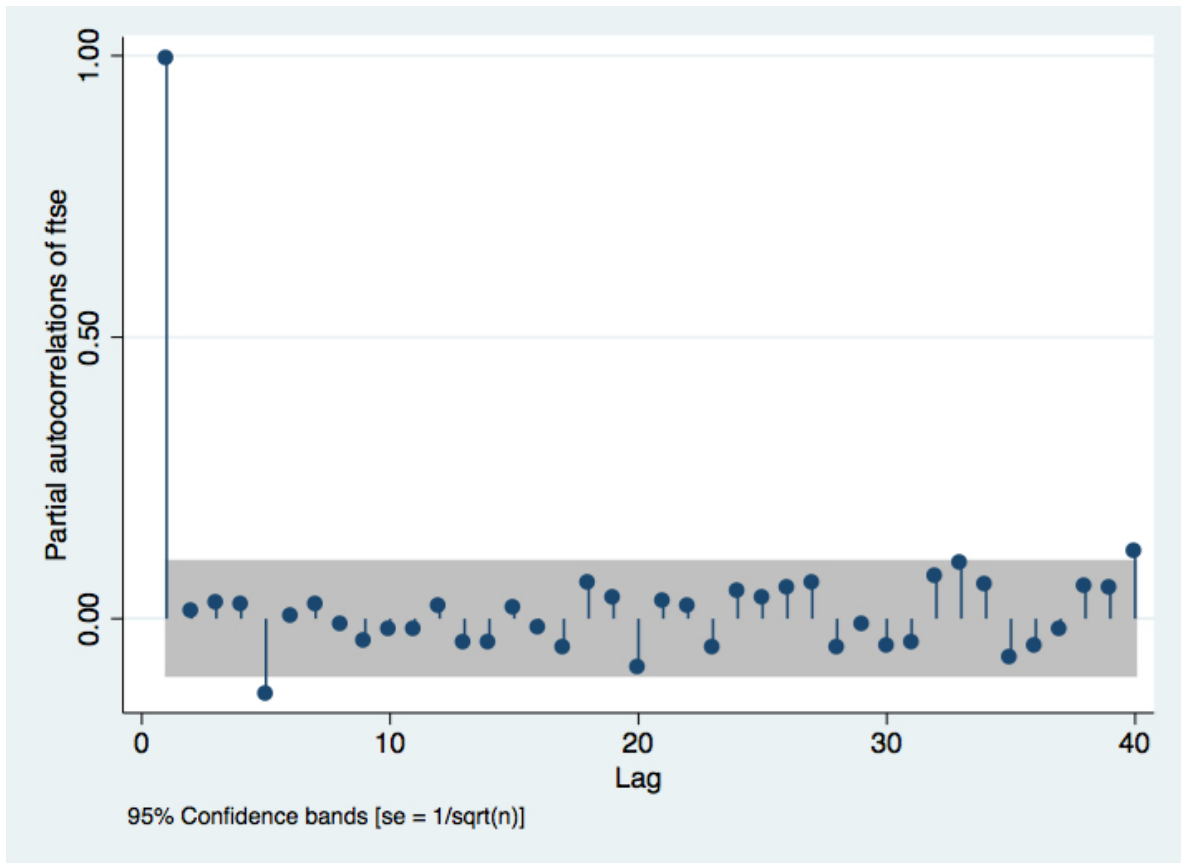
CAC 40



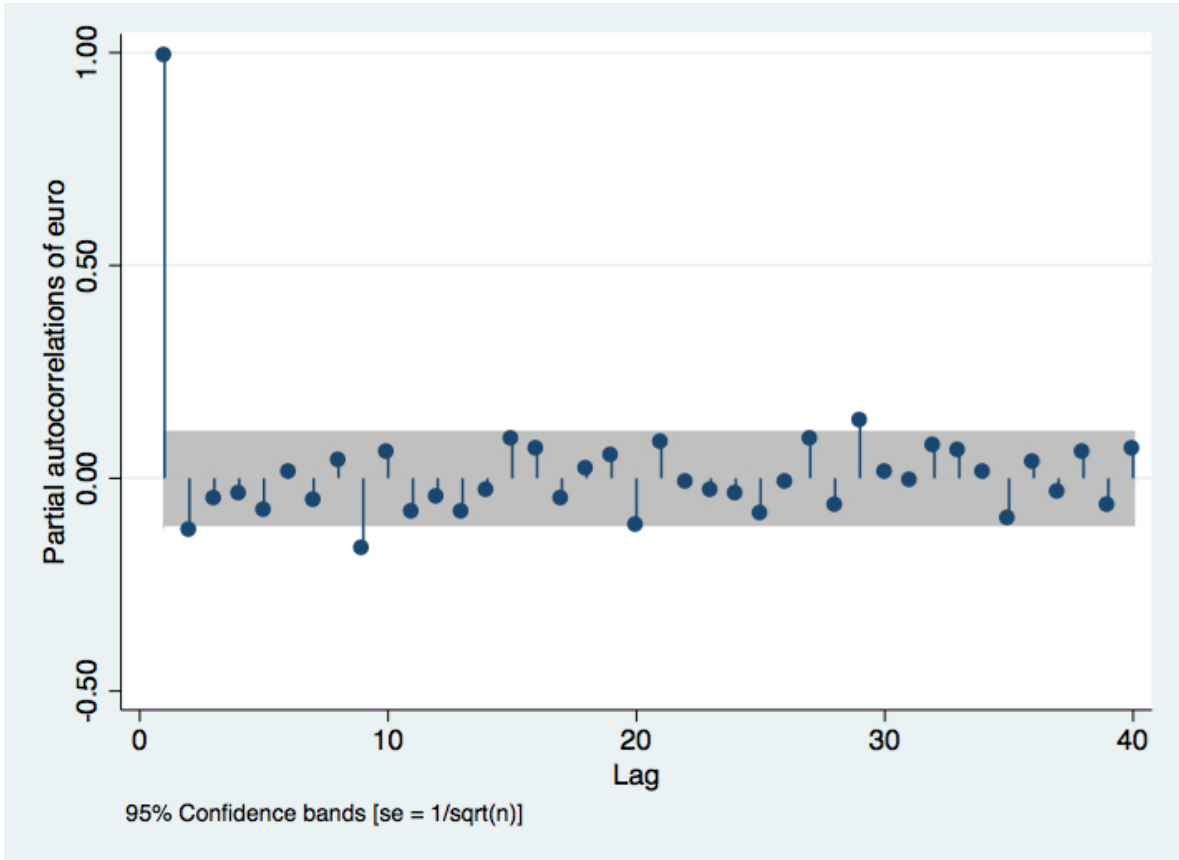
DAX



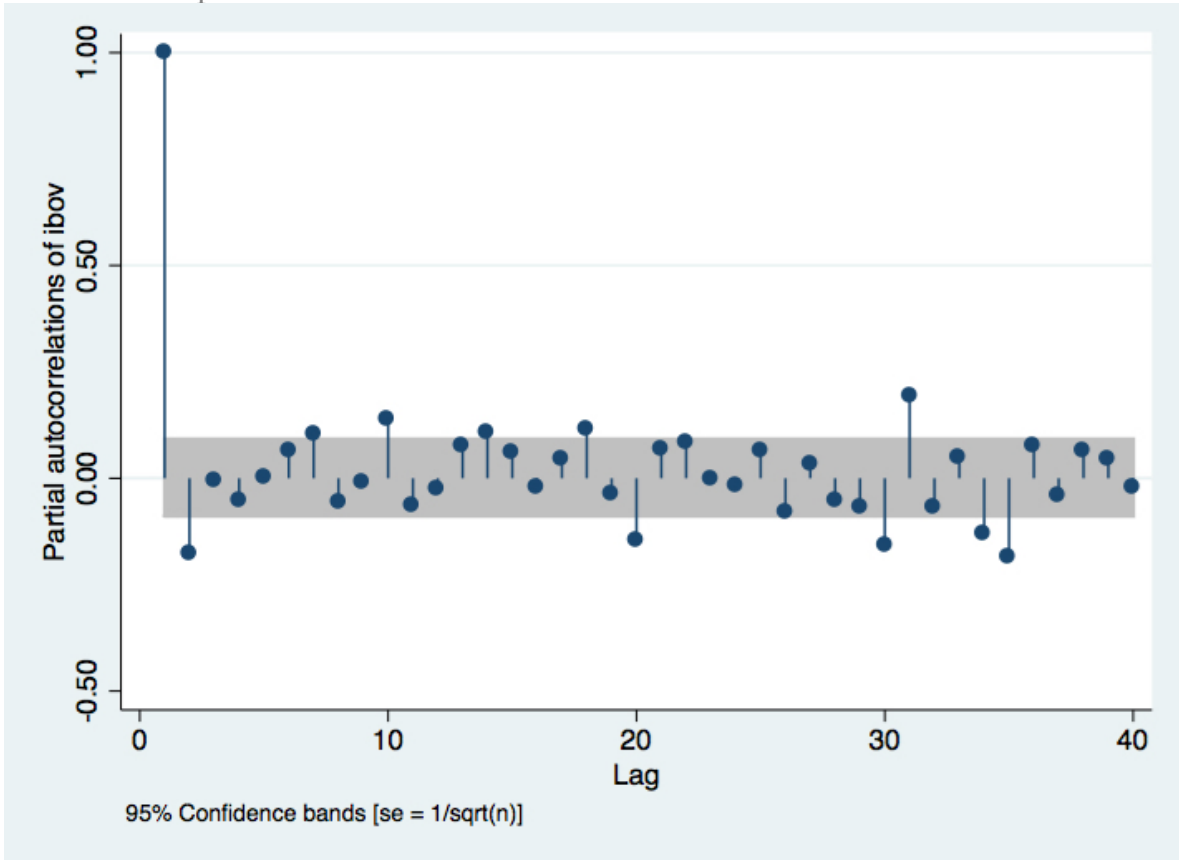
FTSE 100



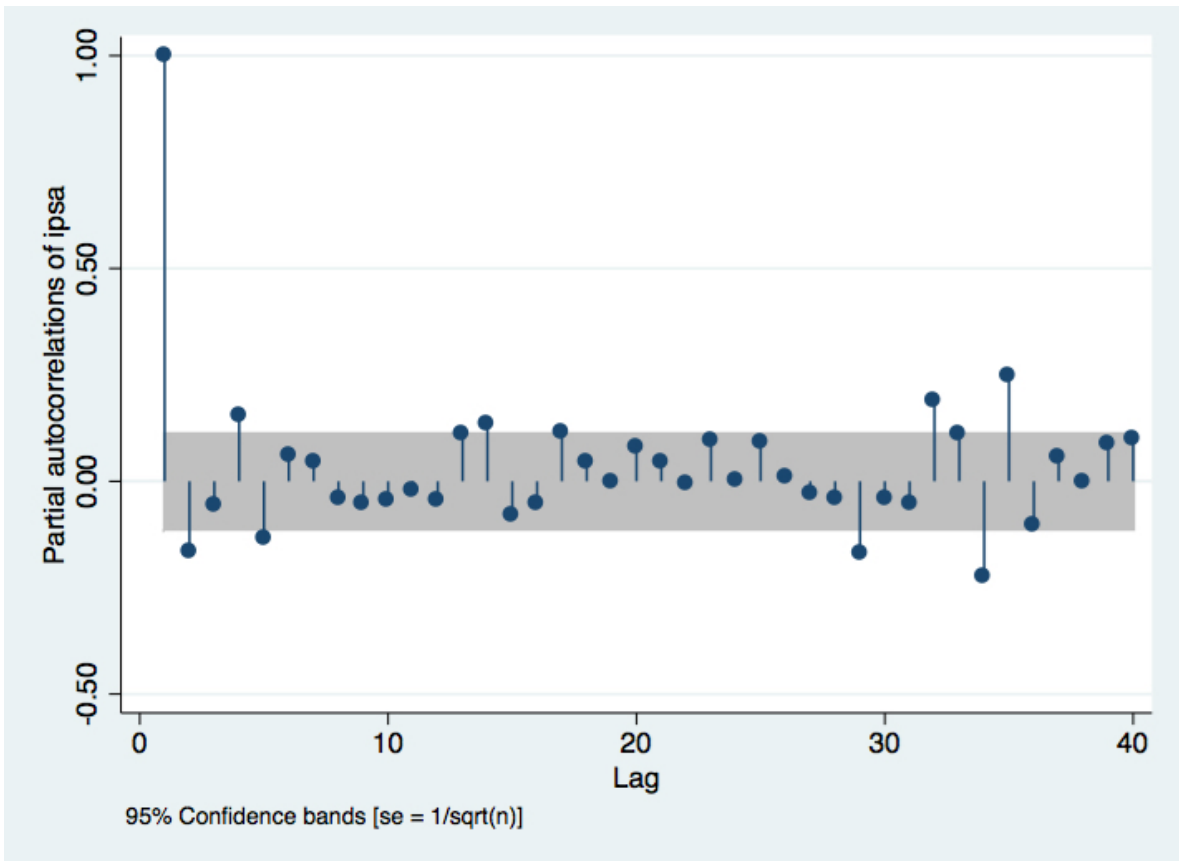
EUROSTOXX



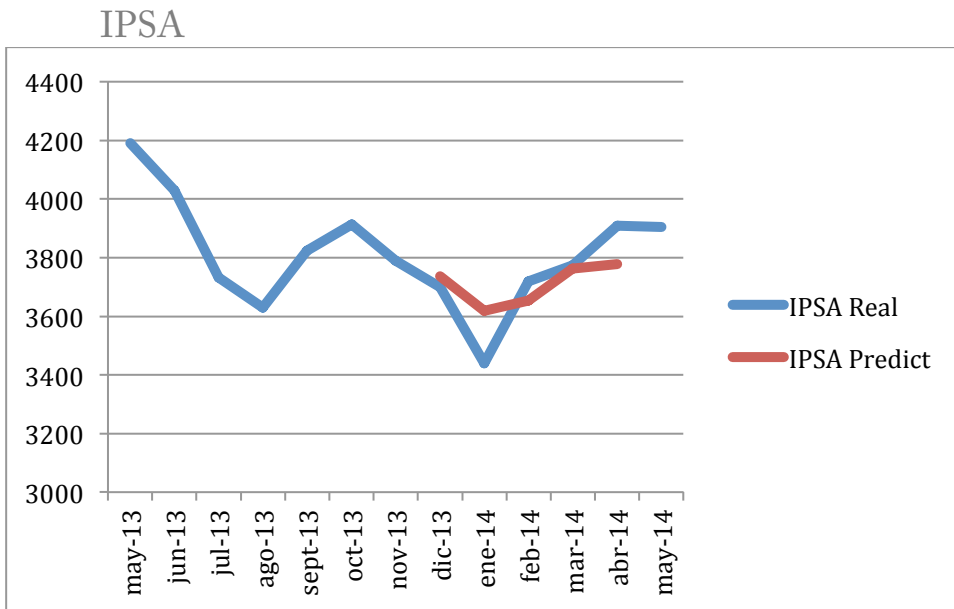
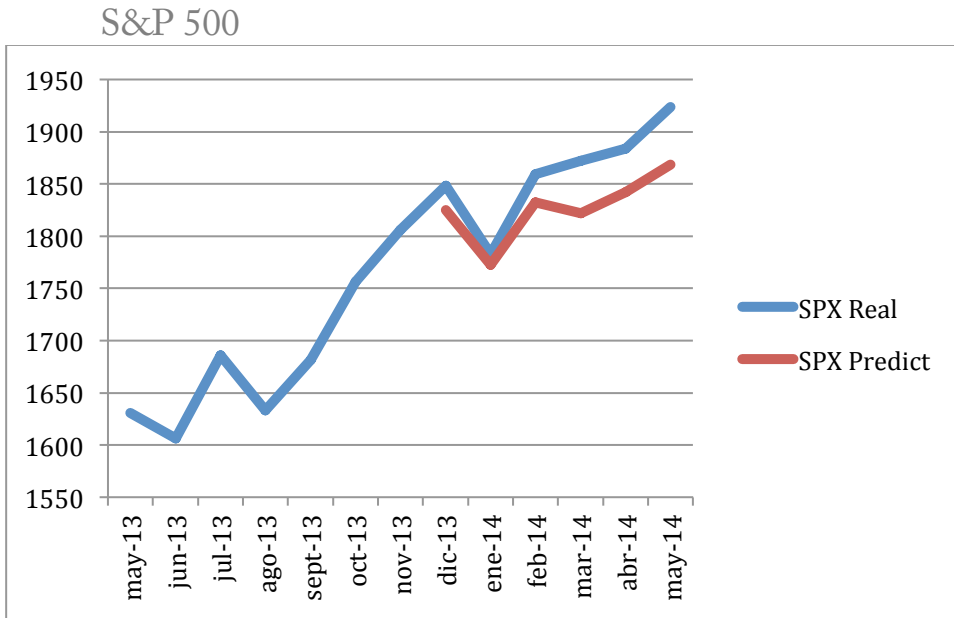
iBovespa



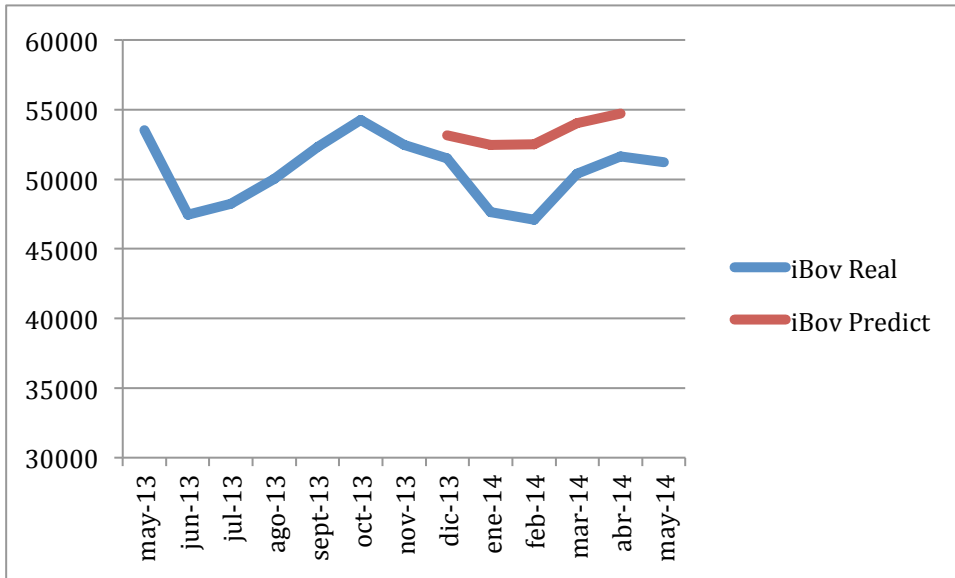
IPSA



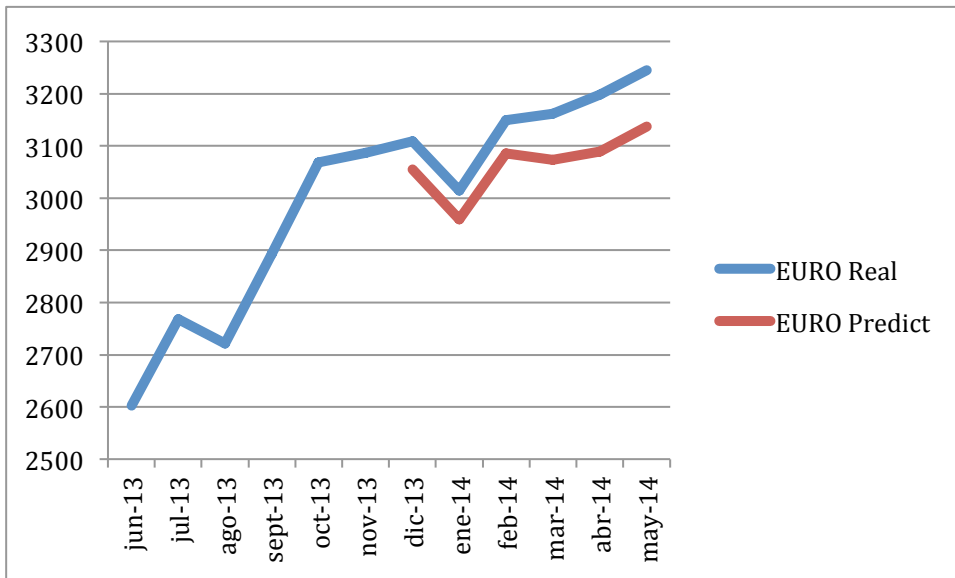
6.4. Predicción 6 meses



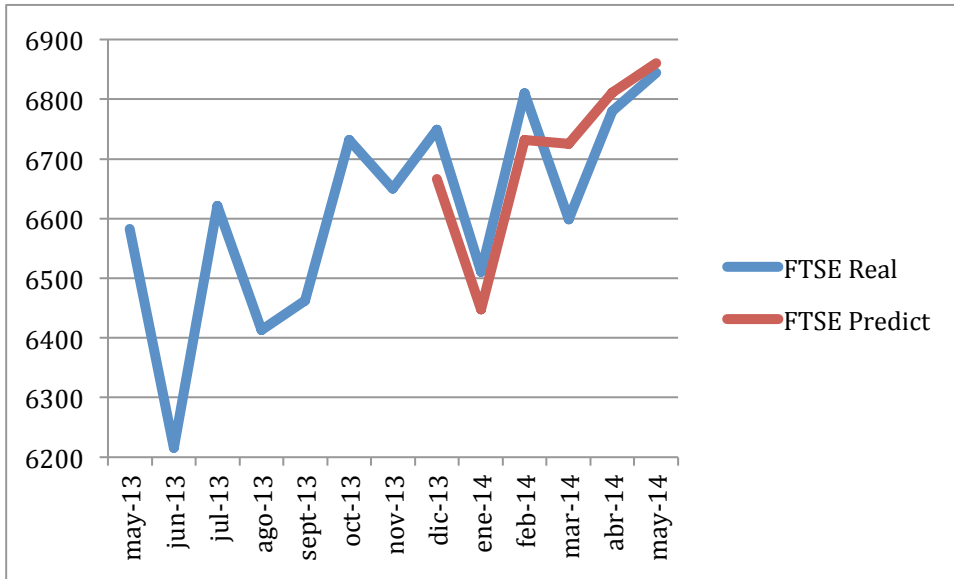
iBovespa



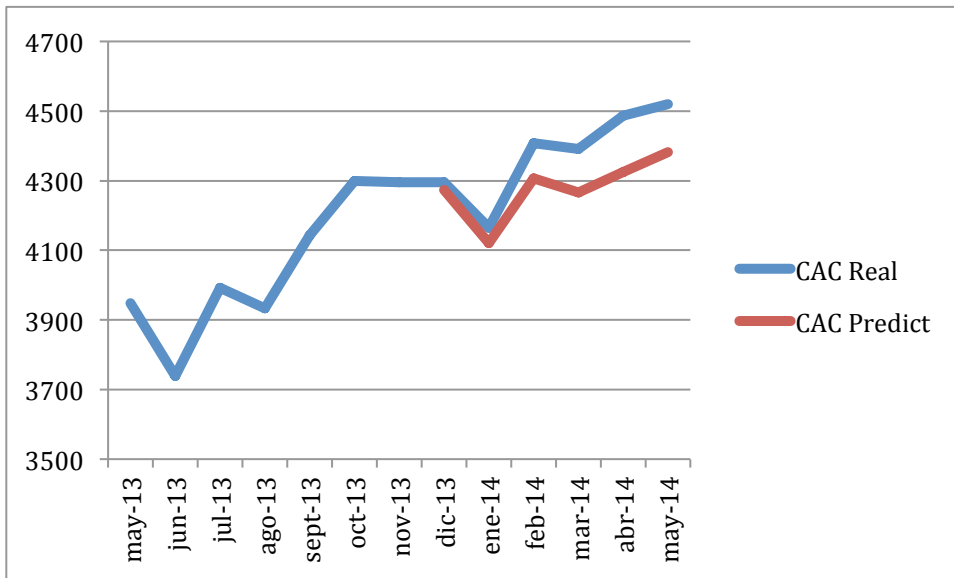
Eurostoxx



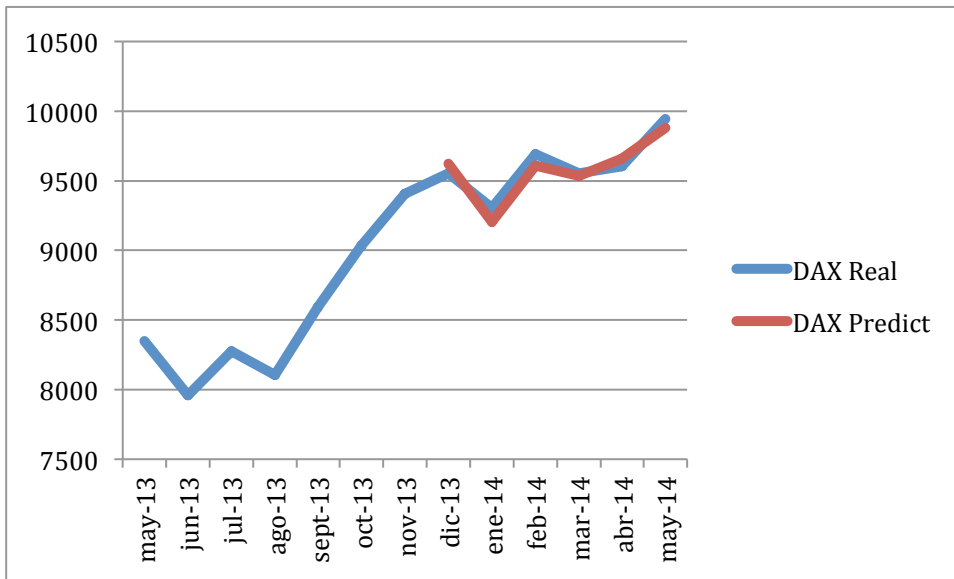
FTSE



CAC 40



DAX



Nikkei

