



Noticias del COVID-19 y contagio de volatilidad en la Bolsa Mexicana de Valores

COVID-19 news and high volatility episodes in the Mexican stock exchange

Óscar V. De la Torre-Torres*

Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo, México

*Recibido el 1 de octubre de 2020; aceptado el 29 de diciembre de 2020
Disponible en Internet el: 29 de diciembre de 2020*

Resumen

En el presente trabajo se utilizan el índice de volatilidad VIX e índices de sentimiento de mercado de noticias de política económica, comercial y de propagación de enfermedades como el COVID-19. Esto para medir el efecto que estos tienen en la probabilidad de ocurrencia de episodios de alta volatilidad en la Bolsa Mexicana de Valores (BMV). Con información mensual de enero de 1996 a agosto del 2020, se utilizaron modelos Markov-Switching para calcular las probabilidades suavizadas de un régimen de alta volatilidad. Con estas y los índices de sentimiento de mercado, se corrieron modelos logit que demostraron que la incertidumbre relativa a noticias del COVID-19 no genera episodios de alta volatilidad en la BMV. La presencia de estos episodios se debe más a una situación de contagio de volatilidad desde los mercados financieros estadounidenses.

Código JEL: C580, D53, D91, G11, G14

Palabras clave: Modelos Markov-Switching; CODIV-19; Sentimiento de mercado; Finanzas conductistas; Contagio de volatilidad; Bolsa Mexicana de Valores

Abstract

In the present work VIX volatility, Economic and trade policy and infectious disease (such as COVID-19) news sentiment indexes. This, to measure their impact in the probability of being in a high volatility episode in the Mexican stock exchange (BMV). With monthly data from January 1996 to August 2020, Markov-Switching models were used to estimate the smoothed high volatility regime probabilities. With these and the market sentiment indexes, logit models were estimated in order to prove that the COVID-19 news uncertainty does not generate high volatility episodes in the BMV. These episodes are a result of a volatility spillover from the U.S. financial markets.

JEL code: C580, D53, D91, G11, G14

Keywords: Markov-Switching models; Economic policy uncertainty index; Behavioral finance; Volatility spillover; Mexican stock exchange

* Autor para correspondencia

Correo electrónico odelatorre@umich.mx (O.V. De la Torre-Torres).

La revisión por pares es responsabilidad de la Universidad Nacional Autónoma de México.

<http://dx.doi.org/10.22201/fca.24488410e.2020.3088>

0186- 1042/© 2019 Universidad Nacional Autónoma de México, Facultad de Contaduría y Administración. Este es un artículo Open Access bajo la licencia CC BY-NC-SA (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>)

Introducción y fundamentos del modelo de advertencia de episodios de crisis estudiado

La pandemia declarada por la Organización Mundial de la Salud (2020) en enero del año en curso, llevó a una ampliamente conocida secuencia de hechos que generaron reacciones sociales, psicológicas y políticas en prácticamente todos los países del mundo.

Como resultado de estas reacciones y las posteriores acciones de prevención llevadas a nivel mundial, los mercados financieros mostraron un episodio de alta volatilidad en su comportamiento. Esto es, en términos de la Econometría Financiera o el análisis de series de tiempo, los mercados financieros tuvieron un quiebre estructural en su comportamiento y se comportaron en el contexto de un régimen de alta volatilidad.

Este tipo de episodios no son nuevos en la historia de todos los mercados financieros. De hecho, es una de las principales materias de estudio tanto de la propia Macroeconomía como de la Economía Financiera. Estas dos áreas del conocimiento tuvieron su amplio desarrollo teórico gracias a la necesidad de explicar el comportamiento de las y los inversionistas en episodios como fueron: 1) la gran depresión de 1834, resultante de la euforia de la fiebre del oro en Estados Unidos (EE. UU.) y la burbuja inmobiliaria en estados como Nueva York. 2) la depresión larga de Inglaterra y Estados Unidos en 1873, resultante de la bonanza de inversión lograda con la revolución industrial y la inversión en líneas ferroviarias y siderúrgicas en EE. UU., así como el fin de la guerra franco-prusiana que generó un cambio político en Alemania o el fin de la guerra civil en EE. UU. 3) la aún denominada Gran depresión de 1929 en EE. UU. y el resto del mundo o 5) la crisis financiera mundial del 2008 al 2009, originada en el sistema financiero de EEUU. Estos de entre los múltiples episodios que podrían citarse.

Como se puede apreciar de todos estos episodios, la alta volatilidad que se dio en los mercados financieros (principalmente accionarios y de divisas) tiene algunos factores en común (Shiller, 2003, 2014). El primero de ellos es un comportamiento generalizado de pánico colectivo en el que se dio una venta masiva de acciones y una baja abrupta en estos mercados. Esto último se dio como consecuencia de un alto nivel de incertidumbre en las y los inversionistas, resultado de las noticias que se publicaron en sus respectivos momentos (M. Baker y Wurgler, 2006, 2007; S. R. Baker, Bloom, y Davis, 2016c). Esto aunado a la percepción generalizada de una “falta de certeza” respecto a lo que sucederá en términos económicos y políticos, así como las acciones que los gobiernos de cada país tomarían para resolver la crisis financiera y/o económica.

Los episodios de crisis anteriormente citados generaron lo que se conoce como “efecto contagio” o “contagio de volatilidad” desde los mercados en donde se originaron los sucesos hacia los de otros países y otros tipos de valores. Este efecto contagio es el que se busca demostrar en el presente trabajo como la principal causa de los episodios de volatilidad en la Bolsa Mexicana de Valores (BMV). Para esto, se contrastará esta causa con otras posibles como es el nivel de incertidumbre generado por las noticias de política económica y comercial de EE.UU. o la que, potencialmente, podría genera la incertidumbre resultante de noticias de la propagación de enfermedades infecciosas como el COVID-19.

De manera complementaria a este efecto contagio, las acciones tomadas por los diferentes gobiernos llevaron a generar incertidumbre en las restricciones y lineamientos legales que se llevarían a cabo. Por ejemplo, el potencial rescate bancario y de empresas de interés nacional en Estados Unidos durante el año 2008, la disrupción en las cadenas productivas y el comercio internacional en episodios de incertidumbre posterior a los ataques terroristas en EEUU en el 2001 o el cierre de fronteras y aeropuertos en la reciente declaración de pandemia del año 2020.

Dado esto, resulta de interés el medir la relación que tiene, en la generación de episodios de alta volatilidad, la incertidumbre generada en las y los inversionistas del mercado accionario mexicano. Esto último toma fundamento, dadas las noticias relativas a la política económica de los EEUU y su política comercial desde el año 2016.

De manera complementaria a esto y dados los acontecimientos penosamente observados en el mundo con la pandemia del año 2020, es de interés determinar si la incertidumbre generada por las noticias relativas a contagios infecciosos alrededor del mundo también tiene incidencia en la generación de regímenes de alta volatilidad en dicho mercado.

Dado esto, lo que se hará en el presente trabajo es utilizar mediciones del nivel de volatilidad en los mercados financieros de EE. UU., aproximadas con el índice VIX del S&P 500, y el sentimiento de mercado resultante de noticias de política económica, política comercial y de noticias de enfermedades infecciosas como el COVID-19.

El sentimiento de mercado se define como “la actitud (positiva, negativa o neutra) que tienen las y los inversionistas a invertir en los valores de un determinado mercado” (Hens y Rieger, 2010). Es un concepto propio de las denominadas Finanzas conductistas. Una forma de aproximar el mismo es por medio de las noticias publicadas en medios de comunicación de reconocida audiencia. Para lograr esta medición en el presente trabajo, se utilizarán los Índices de Incertidumbre de Política Económica (IIPE) estimados por Baker, Bloom y Davis (2016c) a nivel mundial. Esto, con las 21 principales economías del planeta ($IIPEG_t$), el de EEUU ($IIPEUS_t$), el Índice de Incertidumbre de Política de Comercio ($IIPC_t$) y el Índice de Volatilidad de los Mercados Accionarios por Enfermedades Infecciosas ($IVEI_t$). Estos índices utilizan el texto de los encabezados y primeros párrafos de las noticias de los principales periódicos mundiales en cada país estudiado. Esto con la finalidad de codificar un nivel de incertidumbre que oscila alrededor de 100 puntos. Cuando el nivel de cada índice es mayor a 100, se entiende que el nivel de incertidumbre es más alto a lo habitual, caso contrario cuando es menor.

La hipótesis de trabajo del presente artículo es que existe una relación o influencia positiva del nivel de cada uno de estos índices. Esto en la probabilidad de que el mercado accionario mexicano se encuentre en un episodio de alta volatilidad o crisis.

La motivación práctica de medir esta relación consiste en la viabilidad de utilizar estos índices de noticias para generar un sistema de advertencia (J. Engel, Wahl, y Zagst, 2018; Hauptmann, Hoppenkamps, Min, Ramsauer, y Zagst, 2014) que permita pronosticar episodios de alta volatilidad en el mercado accionario mexicano. Esto puede ser de potencial utilidad para fines de cuantificación de riesgos financieros o para aplicaciones de toma de decisiones de inversión.

Otra motivación importante para realizar este trabajo es el deseo de unirse a la discusión de si los episodios de alta volatilidad observados en la BMV son resultado de la epidemia del COVID-19 y la alta incertidumbre en la política económica y comercial (Ortiz, Cabello, y Sosa, 2020) o son consecuencia de un efecto de contagio de volatilidad desde los mercados financieros de EE. UU.

Dentro de las potenciales aplicaciones de estas pruebas, se encuentran múltiples trabajos que utilizan modelos de cambio de régimen con cadenas markovianas (*Markov-Switching models o MS*) para la toma de decisiones de inversión (Brooks y Persaud, 2001; Kritzman, Page, y Turkington, 2012) o cuantificación de riesgos (Ardia, 2008; Ardia, Bluteau, y Rüede, 2018; Ardia y Hoogerheide, Lennart, 2013; Ardia y Hoogerheide, 2014; Cabrera, Coronado, Rojas, y Venegas-Martínez, 2017; Sosa, Ortiz, y Cabello, 2018).

En esta perspectiva, el objetivo del presente trabajo es cuantificar la influencia que tiene, en la generación de episodios de crisis (alta volatilidad) en la BMV, el sentimiento negativo (*nivel de incertidumbre*) generado por las políticas económica y de comercio de los Estados Unidos. Sobre todo, la influencia que tiene la incertidumbre generada por noticias de epidemias y brotes masivos de enfermedades infecciosas (como la actual pandemia en el año 2020). También se busca demostrar que la generación de estos episodios en la BMV se debe más a una situación de contagio desde los mercados financieros de EE.UU. que a una propia de la incertidumbre generada por el desarrollo y noticias de la pandemia de COVID-19.

La posición teórica o hipótesis del presente trabajo es que no existe una influencia positiva en la probabilidad de observar episodios de crisis o alta volatilidad, dado el nivel de incertidumbre de las políticas económica o comercial o el nivel de incertidumbre generado por noticias de enfermedades infecciosas (epidemias y/o pandemias). Dicho esto, se tiene la posición de que los episodios de crisis en la BMV se deben más a una situación de contagio de volatilidad desde los mercados financieros de EE. UU.

Las aplicaciones de los resultados del presente radican en el desarrollo de modelos de pronósticos de estos episodios de alta volatilidad para la cuantificación de riesgos financieros o la toma de decisiones de inversión en la BMV. Esto para el potencial beneficio de múltiples inversionistas institucionales como sociedades de inversión, fondos de pensiones, aseguradoras, bancos o casas de bolsa.

En específico, si la analista empleara modelos de cambio de régimen modelados con cadenas markovianas (*Markov-switching* o MS) de 2 o 3 regímenes (C. Engel y Hamilton, 1990; Hamilton, 1989, 1994), ella estaría en posibilidad de pronosticar la probabilidad de que, en $t + n$ periodos, se esté en un periodo de “normalidad” (baja volatilidad o $s = 1$) o en un episodio de crisis (alta volatilidad o $s = 2$). De manera complementaria, al emplear modelos MS, la analista estará en posición de estimar los parámetros de localización (media) y de escala (desviación estándar) esperados para dichos regímenes o episodios en dichos intervalos de tiempo. Esto último cuantificando e incorporando la influencia que la incertidumbre de noticias de política económica, comercial o sanitarias tienen en dichas probabilidades.

Los modelos MS son métodos de análisis de series de tiempo, cuya estimación de la probabilidad $P(s = i | r_t, \theta)$ de estar en el régimen s , dado el conjunto de información r_t y el conjunto de parámetros estimados θ , se extrae de los propios datos. Las probabilidades suavizadas de estar en cada régimen en t ($\xi_{s=i,t}$) no son algo que pueda pronosticarse en virtud de variables o factores externos.

Para esto, se han dado múltiples extensiones al modelo MS original como son los modelos MS con matrices de probabilidades transición autorregresivas (Filardo, 1994)¹ o el desarrollo de sistemas de advertencia para pronosticar las probabilidades de cada régimen, dados algunos factores financieros o económicos (J. Engel et al., 2018; Hauptmann et al., 2014).

De manera específica y como extensión a lo anterior, utilizaremos los índices mensuales de incertidumbre de la política económica de EEUU, el de política comercial de EEUU calculados por Baker, Bloom y Davis (2016c) y el de incertidumbre dadas las noticias de enfermedades infecciosas (Baker, Scott, Bloom, Davis, y Kost, 2019). Se utiliza la periodicidad mensual, debido a que el índice de política comercial se calcula mes a mes y no de manera diaria como es el caso de otros índices.

Una vez establecida la hipótesis de trabajo y los objetivos a realizar, se describe brevemente la estructura del artículo: en el siguiente apartado se hará una revisión de literatura que motiva tanto las aplicaciones prácticas de los resultados como los objetivos e hipótesis. En el tercer apartado se hace una breve descripción del método de estimación de los índices de incertidumbre por medio de noticias de Baker, Bloom y Davis (2016c), así como un detalle del método de obtención y procesamiento de datos. En el mismo apartado se presentan los resultados observados, para, en el último apartado, presentar las conclusiones y las potenciales extensiones al mismo en futuros trabajos de investigación.

¹ La propuesta original de Hamilton asume que estas son fijas en t .

Revisión de literatura previa que motiva el presente trabajo

El sentimiento del mercado es una variable que ha cobrado interés en la práctica de valuación de activos, administración de inversiones e incluso la administración de riesgos. Esto gracias al desarrollo de teorías de la Economía Financiera como son las Finanzas Conductistas. Estas últimas se originan con la Teoría prospectiva (Kahneman y Tversky, 1979; Malkiel, Mullainathan, y Stangle, 2005; Thaler, 1999). A raíz de estas propuestas primigenias, la teoría financiera o el estudio de la Economía Financiera han relajado o, al menos puesto en tela de estudio, el supuesto de la elección racional de las y los inversionistas.

En específico, los trabajos de investigación académica de estos estudios han permitido plantear explicaciones a comportamientos que la Economía Financiera clásica no tomaba en consideración. Un ejemplo es el papel que juegan las emociones individuales de los agentes en el mercado y cómo estas pueden ser las mismas o similares entre estos. Esto último al grado de que pueden generarse comportamientos colectivos denominados “comportamiento de rebaño”.

No es objetivo del presente el dar discusión a todos estos trabajos ni hacer una revisión crítica de los mismos. De manera complementaria, sale de la óptica el hacer una discusión de los beneficios y alcances de las finanzas conductistas, en comparación al programa de investigación de la Teoría Financiera clásica.

En el presente trabajo se toma una posición, a nivel supuesto y a la luz de las evidencias de las crisis financieras más recientes, de que si bien la Teoría Financiera clásica es un enfoque sólido y completo en sus postulados y explicaciones, la misma tiene pendientes algunas asignaturas como una adecuada cuantificación del efecto de los sentimientos humanos (léase nivel de certeza).

De manera específica y como se estableció en la introducción, lo que se busca en el presente trabajo es desarrollar un modelo de advertencia de episodios ($s = 2$) de alta volatilidad, partiendo de factores externos como los índices de incertidumbre de noticias de política económica, de política comercial y de enfermedades infecciosas (COVID-19). Esto para la toma de decisiones de inversión o la cuantificación de riesgos.

El empleo de modelos MS y su extensión los modelos MS-GARCH (con desviación estándar GARCH) ha sido ampliamente estudiado en el modelado de las series de tiempo y efectos de contagio en mercados accionarios (Bundoo, 2017; Cabrera et al., 2017; De la Torre-Torres, 2021; Dufrénot y Keddad, 2014; Gallo y Otranto, 2007; Rotta y Valls Pereira, 2016; Shen y Holmes, 2013), mercados cambiarios (Chen, 2006; Dueker y Neely, 2006; Mouratidis, 2008; Mouratidis, Kenourgios, Samitas, y Vougas, 2013; Sosa et al., 2018; Wu, 2015; Yang, 2017) o mercados de futuros de energéticos o agrícolas (Charlot y Marimoutou, 2014; Herrera, Rodríguez, y Pino, 2017; Hou y Nguyen, 2018; Roubaud y Arouri, 2018).

Dentro de las potenciales aplicaciones de los modelos MS y MS-GARCH, como se ha venido mencionado previamente, está el pronosticar las probabilidades de cada uno de los regímenes estudiados y tomar, como consecuencia, decisiones de inversión. Esta perspectiva fue originalmente propuesta por Brooks y Persaud (2001) y estudiada desde diversas perspectivas en la administración de portafolios (Ang y Bekaert, 2002b, 2004; Kritzman et al., 2012). Incluso la propuesta del proceso de toma de decisiones de inversión con modelos MS de Brooks y Persaud (2001) ha sido extendida a otros mercados accionarios o a los futuros agrícolas y energéticos (De la Torre-Torres, Galeana-Figueroa, y Álvarez-García, 2019).

El método de toma de decisiones propuesto originalmente por Brooks y Persaud (2001) utiliza las probabilidades suavizadas ($\xi_{s=i,t}$) de estar en determinado régimen en t para tomar las decisiones y asumen que las probabilidades de transición son fijas en el tiempo.

Dado esto, Hauptman et. al. (2014) y Engel, Wahl y Zagst (2018) desarrollan modelos de advertencia de episodios de crisis, al emplear modelos multivariados en los que pronostican la probabilidad de cada régimen en t .

Esto con variables financieras que anticipan un incremento en la probabilidad de los regímenes de alta ($s = 2$) y muy alta ($s = 3$) volatilidad. Esto permite tener una forma alternativa de probabilidades suavizadas ($\xi_{s=i,t}$) de cada régimen y probabilidades de transición cambiantes en t .

Con información histórica de índices accionarios como el S&P500, Eurostoxx 50 o Nikkei 250, estos dos trabajos logran medir la influencia que múltiples variables financieras tienen en la probabilidad suavizada de cada régimen y logran generar rendimientos, superiores a los índices estudiados.

Estos dos últimos trabajos son los que influyen más en el presente. Esto es así porque se busca demostrar que existe una relación positiva entre las probabilidades suavizadas con el régimen de crisis o alta volatilidad ($s = 2$), el nivel de incertidumbre generada por las noticias de la política económica y comercial, la generada por las noticias relativas a pandemias y epidemias y el nivel de volatilidad en los mercados financieros mexicanos.

La medición del sentimiento del mercado o la cuantificación de los denominados “*índices de incertidumbre*”, es un tema discutido en los últimos 15 años. Las primeras cuantificaciones de estos partían ya sea de los residuales de modelos multivariantes o factoriales. Esto es, se establecía una relación entre la variación porcentual del mercado, valor, divisa o futuro de interés con varios factores financieros o económicos (M. Baker y Wurgler, 2006, 2007; Blasco, Corredor, y Ferreruela, 2012; Brown, 1999; Fisher y Statman, 2000). En específico, se buscaba estimar la relación estadística (β_k) que cada factor x_k tiene ya sea en la variación porcentual de la serie de tiempo de interés (r_t) o en la serie de tiempo de su volatilidad o varianza:

$$r_t = \alpha + \sum_{k=1}^K \beta_k \cdot x_{k,t} + \varepsilon_t \quad (1)$$

Otros enfoques incluso utilizan el análisis de componentes principales (Armendáriz y Ramírez, 2017) para estimar qué variables son las que más contribuyen a la variabilidad conjunta del sistema (el mercado estudiado y los factores de interés). Básicamente, al estimar el primer componente principal, se tiene un indicador que mide el nivel de incertidumbre, dado el conjunto de muchas variables financieras y económicas que se identifican.

A pesar de esto, las dos metodologías anteriores no estiman el impacto que tienen las noticias financieras en el desempeño de los mercados financieros.

Ante esto, múltiples desarrollos de minería de datos y análisis de texto han sido aplicados para cuantificar el sentimiento del mercado (Graff, Miranda-Jimenez, Tellez, y Moctezuma, 2020; Hernandez, Miranda-Jimenez, Villaseñor, Téllez, y Graff, 2015). Dentro de múltiples propuestas que se pueden citar, se tienen los índices de incertidumbre de política económica o $IIP E_t$ (S. R. Baker et al., 2016c). Los cuales miden el nivel de incertidumbre que se tiene en los mercados, dadas las noticias publicadas en los principales periódicos de los países en donde son cuantificados. La metodología de cálculo se revisará en el siguiente apartado. Sin embargo, para fines de revisión de la literatura, se pueden citar muchos trabajos que han utilizado estos índices de incertidumbre para medir el impacto que tienen estos en las variaciones porcentuales de diferentes mercados o sus niveles de volatilidad.

Algunos de los trabajos más importantes que estudian el impacto de este índice de incertidumbre son los de Pástor y Veronesi (2012, 2013). Estos dos trabajos miden la relación entre el nivel del $IIP E_t$ y las fluctuaciones de los mercados accionarios. Esto al grado de que los autores desarrollan un modelo de equilibrio que explica la relación del nivel de incertidumbre política con la prima de riesgo de las acciones.

Algunos trabajos utilizan el $IIP E_t$ para hacer modelos de pronóstico de los ciclos económicos (Armendáriz y Ramírez, 2017; Degiannakis y Filis, 2019). Christou et. al. (2018) emplean este indicador para medir el impacto en los mercados cambiarios y los trabajos de Gao y Zhang (2016), Liu, Han y Yin (2018) y de Fang et. al. (2018) miden el

impacto que los $IIEP_t$ global, de Estados Unidos, de Europa, Australia y China tienen en el comportamiento de los principales futuros energéticos y de metales. Todos estos autores encuentran una influencia negativa del nivel de incertidumbre política, en la variación porcentual del crecimiento económico o la valuación de la divisa estudiada. Es decir, se cumple la relación inversa entre el nivel de incertidumbre en la política económica y el desempeño de una economía o divisa.

Para los fines de estudio más aproximados al presente trabajo, se pueden citar los trabajos que estudiaron el impacto de los índices $IIEP_t$ en Estados Unidos (Brogaard y Detzel, 2015), Australia (Smales, 2016, 2017) e incluso en Malasia (Hoque y Zaidi, 2019). Estudiando los mismos mercados pero con una perspectiva diferente, Antonakakis, Babalos y Kyei (2016) miden el impacto de la incertidumbre política en los principales índices de acciones socialmente responsables de Estados Unidos. Todos estos trabajos también encuentran una relación inversa entre el nivel de incertidumbre política y el desempeño de los mercados estudiados.

Desde una perspectiva similar, al medir la relación existente con el nivel de volatilidad, Fang et.al. (2018) utilizan modelos econométricos de frecuencias heterogéneas para medir la influencia que tiene el IIEP en los niveles de volatilidad (desviación estándar) diarios en el precio del oro que cotiza en la bolsa de mercancías de Chicago (CME). Estos autores encuentran una relación positiva entre estos factores y el nivel de volatilidad, dando validez a la hipótesis en donde se establece que, a mayor incertidumbre, mayor volatilidad observada en t . De manera análoga para pronosticar volatilidades, Shaikh (2020) emplea el $IIEP_t$ para pronosticar el valor del índice de volatilidad implícita VIX. Este índice aproxima, mediante un método sin modelo de valuación de opciones, la volatilidad de todas las opciones vigentes del índice S&P 500, mismas que tengan un plazo a vencimiento menor o igual a 30 días. Con esto, el autor está pronosticando el nivel de volatilidad esperada (implícita) en el mercado de opciones del índice S&P 500 y logra medir la relación o influencia positiva que la incertidumbre en la política económica tiene en el nivel de volatilidad esperada, en los próximos 30 días, en el mercado de acciones del S&P 500. Este trabajo influye los esfuerzos del presente en el sentido de que se busca medir la relación en sentido inverso. Es decir, cómo el nivel de volatilidad implícita en los mercados financieros de EEUU influye en la generación de episodios de alta volatilidad en la BMV. Esto, debido a un efecto contagio.

Para el caso de los mercados accionarios mexicano y de América del Norte, se menciona el trabajo de Sum (2012) quien estima modelos en donde se relaciona el nivel de incertidumbre política medido por el $IIEP_t$ y el índice de incertidumbre en la política comercial de Estados Unidos ($IIPC_t$) con los índices IPC mexicano, S&P500 de Estados Unidos y el S&P/TSX-300 de Canadá (dos de las tres regresoras a utilizar en el presente trabajo). En sus pruebas, el autor encuentra que solamente el $IIEP_t$ de Estados Unidos tiene una influencia positiva en las bolsas de México y Canadá (conclusión que, en el presente artículo no se cumple como se verá en la revisión de resultados) y que ambos índices de incertidumbre tienen influencia en el índice de Estados Unidos.

Como se puede apreciar, todos los trabajos previos miden el impacto o influencia que tiene el índice de incertidumbre de política económica global o el de Estados Unidos, así como el de incertidumbre de política comercial de este último país. Esto, ya sea con la variación porcentual o el nivel de volatilidad de los índices accionarios, divisas o futuros de interés. Partiendo de esta línea de estudio y prestando atención a la aplicación de modelos MS para la toma de decisiones de inversión o la cuantificación de riesgos, es de interés extender la literatura existente en tres vertientes:

1. Medir el impacto que los índices $IIEP_t$ Global ($IIEPG_t$) y de Estados Unidos ($IIEPUS_t$) tienen en la generación de episodios de alta volatilidad de la BMV. Es decir, el impacto que tienen en la probabilidad suavizada de un régimen de alta ($s = 2$) volatilidad en dicho mercado.

2. Extender la literatura existente para verificar si realmente la incertidumbre generada por noticias epidemiológicas o de enfermedades infecciosas es un factor generador de episodios de alta volatilidad en la BMV o no. Ninguno de los trabajos previamente estudiados incorpora el efecto que las noticias epidemiológicas tienen en los mercados.

3. Demostrar que la presencia de episodios de alta volatilidad se debe más a un efecto contagio desde los mercados financieros de EE. UU. Esto al demostrar una relación positiva entre el nivel del índice VIX del S&P 500 y la probabilidad suavizada del régimen de alta volatilidad de la BMV.

La posición teórica, en relación a la segunda extensión, es que la incertidumbre generada por noticias epidemiológicas no impacta en la generación de episodios de alta volatilidad ($s = 2$). Esto es, que el episodio de alta volatilidad observado a inicios del año 2020 es un resultado de un contagio de volatilidad desde los mercados financieros de EE.UU. y no de una incertidumbre sanitaria o político-económica.

Una pregunta natural que podría surgir en base a la revisión de literatura es ¿por qué no se incluye el índice de incertidumbre de la política económica ($IIEP_t$) mexicano? Si bien es cierto que este se ha utilizado para estimar el índice de incertidumbre en la política económica global, Baker, Bloom y Davis (2016a) dejaron de publicar resultados para este índice desde septiembre del 2019. De haber contado con esta información completa para realizar las pruebas, se hubiera logrado un comparativo más completo ya que también en México se vivieron ajustes fiscales muy importantes e interesantes (desde diversas ópticas). Ajustes que pueden reflejarse en la generación de episodios de alta volatilidad en la BMV.

Dicho esto, se extenderá la literatura vigente como se ha mencionado y se prestará atención al empleo de estos índices de incertidumbre y del VIX. En especial, al de incertidumbre generada por las noticias relativas a contagios de enfermedades infecciosas que incluye noticias relativas a la pandemia del COVID-19.

Dada esta revisión de literatura, se procederá a dar una breve explicación de la metodología de Baker, Bloom y Davis (2016a) para estimar los índices de incertidumbre que se emplearon en este trabajo. Se describirán las fuentes y métodos de procesamiento de datos, seguido de la descripción de los resultados. En la última sección se exponen los comentarios concluyentes y las guías para futuros trabajos de investigación.

Metodología

En el presente apartado se explicará, en un primer subapartado y para una mayor puntualidad en la comprensión de la metodología a utilizar, la forma en que Baker, Bloom y Davis (2016a) han propuesto calcular el sentimiento de mercado por medio de las noticias publicadas. En el siguiente subapartado, se explicará la metodología de análisis con la que se estimó la probabilidad de estar en cada régimen y cómo se realizó el modelo logit para demostrar la hipótesis de trabajo.

Metodología de cálculo de los Índices de Incertidumbre de Política Económica y de Incertidumbre de noticias de enfermedades infecciosas

Como punto de partida, Baker, Bloom y Davis (2016a) calculan el índice de Incertidumbre de Política Económica ($IIEPG_t$ e $IIEPUS_t$) utilizando las noticias publicadas en los 10 principales periódicos de los Estados Unidos y de países como Alemania, Australia, Brasil, Chile, China, Colombia, Corea del Sur, España, Francia, Grecia, Holanda, India, Irlanda, Italia, Japón, México, Reino Unido y Rusia (21 en total). El número de periódicos utilizados para el cálculo del $IIEP_t$ en cada país varía según la disponibilidad de publicaciones fuentes en el servicio Newsbank. Una vez calculado cada $IIEP_t$ por país, Baker, Bloom y Davis (2016a) ponderan cada uno de ellos en función del PIB a precios actuales (en dólares de los Estados Unidos) o en función del PIB ajustado por la paridad del poder de compra. El IIEP

global ($IIEG_t$) que emplea este último método es el que se utilizará en el presente trabajo. Esto debido a que la ponderación que cada país tiene está en función de una aproximación de su PIB real o a precios constantes, en términos de la paridad cambiaria con el dólar de los Estados Unidos.

Para describir la metodología que Baker, Bloom y Davis (2016a) utilizaron para el cálculo mensual de cada uno de los IIE_i por país, se describirá la forma en que los autores presentan la misma para el caso de Estados Unidos. Esto con el entendido de que la citada metodología es propia para cada país y solo cambian la cantidad de las fuentes (periódicos) y las palabras utilizadas para el conteo del sentimiento del mercado en el idioma local y en base a las instituciones de política monetaria locales.

Para calcular el $IIEUS_t$ de EE. UU., Baker, Bloom y Davis (2016a, 2016c) consultaron los múltiples artículos de los 10 principales periódicos de dicho país: el USA Today, el Miami Herald, el Chicago Tribune, el Washington post, Los Angeles times, el Boston Globe, el San Francisco Chronicle, el Dallas Morning News, el New York Times y el Wall Street Journal. Esto desde enero de 1985. Posteriormente, por medio de métodos informáticos por computadora, validados por un equipo universitario para su auditoría con seres humanos (S. R. Baker et al., 2016c), hicieron un conteo de los artículos que contenían la siguiente triada de conjuntos de palabras:

- V: “incertidumbre” o “incierto”
- E: “económico” o “Economía”
- I: “Reserva Federal”, “congreso”, “déficit”, “legislación”, “regulación” y “Casa Blanca”

En los grupos previos se incluyeron variantes de palabras como “Incertidumbres”, “regulatorio” o “La FED” (de entre múltiples posibilidades).

Con este conteo de palabras, los autores siguen un procedimiento de estandarización que lleva a un conteo de palabras suavizado y estandarizado (M_t). Con el mismo, se obtiene el IIE_t al normalizar el valor de M_t para darle un valor fluctuante alrededor de 100 con la siguiente operación:

$$IIE_t = \frac{100}{M_t} \quad (2)$$

Este valor histórico es el que se descargó para los EEUU ($IIEUS_t$) y a nivel global ($IIEG_t$) del sitio web de Baker, Bloom y Davis (2016a). Para el caso específico del índice de volatilidad de enfermedades infecciosas ($IVEI_t$), de Baker et. al. (2019), los autores siguieron la misma metodología de cálculo con los siguientes 4 grupos de palabras (y sus variantes) para el conteo por periódico ($X_{i,t}$):

- E: “Económico”, “Economía”, “Financiero”
- M: “mercado de valores”, “capital”, “acciones”, “Standard & Poors” (y variantes)
- V: “volatilidad”, “volátil”, “incierto”, “incertidumbre”, “riesgo”, “riesgoso”
- ID: “epidémico”, “pandemia”, “virus”, “influenza”, “enfermedad”, “coronavirus”, “mers”, “sars”, “ébola”, “H5N1”, “H1N1”.

Para el caso específico del Índice de Incertidumbre de Política de Comercio ($IIPC_t$) se utilizó el mismo procedimiento previamente descrito, agregando términos como “aranceles”, “tratados”, “política comercial”, “guerra comercial”, “protección”, “seguridad nacional”, entre otros.

Una vez descrita, de manera general, la metodología de cálculo de los tres índices de interés ($IIEG_t$, $IIEUS_t$ e $IVEI_t$), se procederá a decir cómo se extrajeron los datos, cómo fueron procesados y como, por medio de modelos MS, se estimaron las probabilidades suavizadas de estar en cada régimen o estado de la naturaleza.

Obtención de datos de entrada, su procesamiento y el método de cálculo de las probabilidades de los regímenes

Como punto de partida, se establece que, para demostrar la hipótesis de trabajo se tiene la siguiente ecuación o modelo de regresión:

$$\xi_{s=i,t} = \alpha + \beta_1 \cdot IIPEG_t + \beta_2 \cdot IIPEUS_t + \beta_3 \cdot IIPC_t + \beta_4 \cdot \Delta IVEI_t + \beta_5 \cdot VIX_{SP500} + \varepsilon_t \quad (3)$$

En la expresión anterior $\xi_{s=i,t}$ es la probabilidad suavizada de estar en el régimen $s = i$ en t . α es un coeficiente que estima valor constante de la probabilidad suavizada de cada régimen en t , mismo que no considera la influencia de factores como el $IIPEG_t$, $IIPE_t$, $IIPC_t$ e $IVEI_t$. De manera complementaria, VIX_{SP500} es el denominado índice de volatilidad implícita que se obtiene de todas las opciones (en el dinero, fuera del dinero y dentro del dinero) que cotizan en la bolsa de opciones de Chicago (CME) y que tienen un vencimiento igual o menor de 30 días. Este último indicador se ha incorporado con la finalidad de aproximar el efecto contagio de volatilidad desde los mercados financieros de EE. UU. a la BMV. Este índice no es específicamente un índice de “miedo” o “incertidumbre” como convencionalmente se cree, sino un indicador del nivel de volatilidad implícita con la que se valúan las opciones vigentes. Dado esto, se ha demostrado que existe una importante relación entre este índice y la incertidumbre medida por medio de noticias u otras variables financieras y económicas (Armendáriz y Ramírez, 2017; M. Baker y Wurgler, 2006, 2007; S. R. Baker et al., 2016a; Shaikh, 2019).

Finalmente, ε_t es un valor de $\xi_{s=i,t}$ que no es explicado por el modelo dado en (3). Este término representa una fluctuación aleatoria propia de un término de ruido blanco siendo $\varepsilon_t \sim \Phi(0, \sigma_{\varepsilon_t})$.

El modelo dado en (3) es una forma general que busca establecer la operacionalización de variables en la hipótesis a demostrar. Sin embargo, la estimación del mismo puede ser compleja ya que un modelo lineal como (3) puede llevar a valores de $\widehat{\xi_{s=i,t}} \in [-\infty, \infty]$, siendo que los valores de $\xi_{s=i,t}$ están acotados ($\xi_{s=i,t} \in [0,1]$).

Para facilitar esto y simplificar la estimación contra un modelo probit o logit convencional, se recurre a la transformación logística de $\xi_{s=i,t}$ para convertir (3), que es un potencial modelo logit o probit, en un modelo de mínimos cuadrados ordinarios:

$$l_t = \alpha + \beta_1 \cdot IIPEG_t + \beta_2 \cdot IIPEUS_t + \beta_3 \cdot IIPC_t + \beta_4 \cdot \Delta IVEI_t + \beta_5 \cdot VIX_{SP500} + \varepsilon_t \quad (4)$$

Siendo la definición de todos los términos a la derecha de la igualdad la misma para los términos de (3) y l_t la correspondiente transformación logística de la probabilidad suavizada del régimen de interés:

$$l_t = \frac{\ln(P_{s=i,t})}{1 - \ln(P_{s=i,t})} \quad (5)$$

Se decidió utilizar la transformación logística por dos razones: 1) su simplicidad para transformar en variables estándar las probabilidades suavizadas ($\xi_{s=i,t}$) de cada régimen² y 2) la flexibilidad que tiene esta transformación para relajar el supuesto del empleo de alguna función específica de probabilidad (como la gaussiana, t-Student o de valores extremos) para modelar la probabilidad acumulada.

² Mismas que se asumen como probabilidades acumuladas de izquierda a derecha.

Dicho lo anterior, el modelo que se utilizará para estimar la relación estadística entre las regresoras de interés y la probabilidad de los episodios de alta volatilidad será (4).

Una situación que podría generar dudas de (4) es el comportamiento de las series de tiempo de las regresoras. En específico su estacionariedad. Múltiples trabajos citados en la revisión de literatura (mismos que emplean estas variables) han encontrado que las series de tiempo de los índices de incertidumbre ($IIPEG_t$, $IIPEUS_t$ e $IVEI_t$) y del VIX_{SP500} presentan raíces unitarias. Partiendo del mismo, se aceptará este resultado como dado y se estimará (4) con 3 variantes: En el primer modelo, se incorporan, a la derecha de la igualdad (regresoras), las variables medidas a nivel (P_t). En la segunda, se sustituyen sus valores por sus primeras diferencias ($\Delta P_t = P_t - P_{t-1}$). Por último, en la tercera variante, se utilizan por sus variaciones porcentuales o primeras diferencias logarítmicas ($\Delta P_t\% = \ln(P_t) - \ln(P_{t-1})$). Esto con la finalidad de eliminar la no estacionariedad de las regresoras. De manera complementaria y para reducir el impacto de la correlación serial en los niveles de significancia observados en cada regresora, se estimó (4) empleando el método de los estimadores de errores robustos de Newey y West (1987).

Para el caso específico de la probabilidad suavizada $\xi_{s=i,t}$ que lleva al valor estándar logístico l_t en (4), se utilizaron los modelos MS (markovianos con cambio de régimen o *Markov-Switching*) propuestos por Hamilton (1989, 1990, 1994). Esto con la serie de tiempo mensual del índice IPC desde el primero de enero de 1996 al 31 de agosto del 2020. Con los niveles mensuales del mismo³, se calcularon los rendimientos continuamente compuestos ($r_{IPC,t}$) y se extrajeron los residuales al restar la media ($\varepsilon_{IPC,t} = r_{IPC,t} - \bar{r}_{IPC,t}$). Con estos residuales se asumió el siguiente proceso estocástico:

$$\varepsilon_{IPC,t} = 0 + \sigma_{s,t} \cdot l_t \quad (6)$$

En el mismo se asume que existe una desviación estándar o parámetro de escala que es diferente según el régimen ($s = i$) o estado de la naturaleza en t . Esto significa que existe una desviación estándar para el régimen “normal” o de baja volatilidad ($s = 1$), y otra para el de alta ($s = 2$). Dado esto, se asume que $\sigma_{s=2} > \sigma_{s=1}$. Para estimar la probabilidad suavizada de estar en cada régimen se utilizó la función de probabilidad gaussiana, la t-Student (con v_s grados de libertad en cada régimen) y la función de probabilidad generalizada por errores (GED con un parámetro de forma v_s para cada régimen). Estas se definen respectivamente a continuación:

$$\xi_{s=i,t} = P(\varepsilon_{IPC,t}, \theta) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{\varepsilon_{IPC,t}}{\sigma_s} \right)^2} \quad (7)$$

$$\xi_{s=i,t} = P(\varepsilon_{IPC,t}, \theta) = \frac{\Gamma\left(\frac{v_s+1}{2}\right)}{\sqrt{(v_s-2)\pi} \Gamma\left(\frac{v_s}{2}\right)} \left(1 + \frac{\varepsilon_{IPC,t}^2}{(v_s-2)\sigma_s^2} \right)^{-\frac{v_s+1}{2}} \quad (8)$$

$$\xi_{s=i,t} = P(\varepsilon_{IPC,t}, \theta) = \frac{v_s e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{\varepsilon_{IPC,t}}{\sigma_s} \right)^2}}{\lambda 2^{\left(1 + \frac{1}{v_s}\right)} \Gamma\left(\frac{1}{v_s}\right)}, \quad \lambda = \left(\frac{\Gamma\left(\frac{1}{v_s}\right)}{4^{\frac{1}{v_s}} \Gamma\left(\frac{3}{v_s}\right)} \right) \quad (9)$$

Para estimar las probabilidades suavizadas, se estimó, a su vez, un conjunto de parámetros ($\theta = \{\sigma_s, v_s, \Pi, \xi_{s=i,t}\}$)⁴. Esto según el caso de cada función $\xi_{s=i,t}$.

El método de inferencia de los parámetros y de $\xi_{s=i,t}$, fue por medio del algoritmo de Metropolis-Hastings (Metropolis, Rosenbluth, Rosenbluth, Teller, y Teller, 1953), el cual es propio de un método de estimación Monte Carlo con Cadenas Markovianas (MCMC o *Markov Chain Monte Carlo*). Esto último, empleando la paquetería

³ Los datos históricos de los índices IPC y VIX se obtuvieron de las bases de datos de Refinitiv (2018).

⁴ Siendo Π , la matriz de probabilidades de transición de cada régimen. Esto dada la cadena markoviana latente en el proceso estocástico de los rendimientos del IPC.

MSGARCH de R (Ardia et al., 2017). Para fines de comparación y siguiendo los objetivos del trabajo se estimaron los modelos MS con 2 y 3 regímenes, así como con cada una de las tres funciones de probabilidad dadas en (7) a (9).

Para estimar σ_s , no se utilizaron varianzas GARCH (Generalizadas AutoRegresivas Condicionadas con Heteroscedasticidad), mismas que sean cambiantes a lo largo de t . Esto es así, por que las periodicidades con las que se trabajan son mensuales. Este tipo de modelos (GARCH), en todas sus formas funcionales, es más propio de periodicidades más cortas y más “ruidosas” como pueden ser intervalos de tiempo semanales, diarios e incluso intradía (Broda, Haas, Krause, Paoletta, y Steude, 2013; Haas, Mittnik, y Paoletta, 2004, 2009; Hamilton y Susmel, 1994).

Para determinar cuál de los seis posibles modelos es el que mejor se ajusta a la serie de tiempo del IPC, se utilizó el criterio de Desviación de la Información (DIC) que es propio de modelos estimados con métodos MCMC:

$$DIC = D(\bar{\theta}_i) + 2p_d, \quad D(\theta_i) = -2 \ln \left(P(\varepsilon_{IPC,t}, \theta_i) \right), \quad p_d = \overline{D(\theta_i)} - D(\bar{\theta}_i) \quad (10)$$

En la expresión anterior, lo que se utiliza es la función de probabilidad (7), (8) o (9), dadas las i simulaciones Monte Carlo realizadas (10,000 en el caso de este trabajo). De cada una de estas, se utiliza el conjunto de parámetros (θ) estimados para esa i -ésima iteración.

Con este criterio de información, se determinó tanto el número de regímenes como la función de probabilidad suavizada que mejor describe el proceso estocástico de los rendimientos del IPC. Una vez determinado el mejor modelo y el número de regímenes adecuado, se utilizaron las probabilidades suavizadas ($\xi_{s=i,t}$) para hacer la transformación logística dada en (5) y se corrieron los tres modelos de regresión (a nivel, primeras diferencias y primeras diferencias logarítmicas). Esto con la forma funcional dada en (4).

Para elegir cuál de los tres tipos de regresoras es el más adecuado para modelar l_t , se utilizó el criterio de información DIC.

Una vez determinado cuál de los tres modelos (nivel, primeras diferencias o primeras diferencias logarítmicas) es el adecuado, se hizo un pronóstico de la probabilidad del régimen ($\widehat{\xi_{s=i,t}}$) y se comparó el mismo con la probabilidad observada ($\xi_{s=i,t}$). Dado esto, se estimó el error cuadrático medio (RMSE) y el error absoluto medio (EAM):

$$RSME = \sqrt{\frac{\sum_t^T (\widehat{P_{s=i,t}} - P_{s=i,t})^2}{T}} \quad (11)$$

$$EAM = \frac{\sum_t^T |\widehat{P_{s=i,t}} - P_{s=i,t}|}{T} \quad (12)$$

Una vez que se describió cómo se obtuvieron y procesaron los datos, se hará la revisión de los resultados observados en las pruebas.

Resultados observados

En la tabla 1 se presentan los resultados del criterio de bondad de ajuste (DIC) que determina cuál es el mejor modelo MS a utilizar y cuál es el número de regímenes más apropiado. En la misma, se aprecia que el proceso estocástico de los rendimientos del IPC se modelan mejor con un modelo MS t-Student con 2 regímenes.

Tabla 1
 Bondad de ajuste de cada uno de los modelos MS estimados

	<i>Gaussiano</i>	<i>t-Student</i>	<i>GED</i>
2 regímenes	-742.737	-772.481	-750.76
3 regímenes	-669.377	831.5168	6575.655

Fuente: Elaboración propia con datos de Refinitiv (2018).

Partiendo de lo anterior, en el caso del mercado accionario y en un análisis de periodicidad mensual, se considera válida la existencia de dos regímenes de volatilidad (“normal”, $s = 1$ o “baja volatilidad” o de “crisis”, $s = 2$ o “alta volatilidad”).

Dicho esto, se procedió a realizar la transformación logística de $\xi_{s=2,t}$, dada en (5), y a los tres modelos de regresión con las regresoras expresadas a nivel, primeras diferencias y a rendimientos (primeras diferencias logarítmicas). Los resultados se presentan en la tabla 2.

Tabla 2
Resultados de los modelos de regresión logit realizados para la probabilidad del régimen de alta volatilidad del índice IPC

	Tipo de variable regresora		
	Nivel	1as. Diferencias	1as. Dif. logarítmicas
Constante	-3.8615*** (1.0263) p = 0.0003	-0.6885 (0.9736) p = 0.4683	-0.6999 (0.9502) p = 0.4389
IIPEG	-0.0103* (0.0777) p = 0.0877	-0.0074 (0.0797) p = 0.2469	-0.7886 (1.0266) p = 0.4550
IIPEUS	0.0165 (0.1054) p = 0.1386	0.0040 (0.1056) p = 0.7169	0.8435 (0.9184) p = 0.3183
IIPC	-0.0359*** (0.0836) p = 0.000001	-0.0002 (0.0719) p = 0.9619	-0.1145 (0.8430) p = 0.8722
IVEI	0.0999 (0.2924) p = 0.2436	-0.0503 (0.2132) p = 0.2693	0.0590 (0.4236) p = 0.7425
VIX	0.3062*** (0.2314) p = 0.000000	-0.0005*** (0.0097) p = 0.000001	-6.7861*** (1.2009) p = 0.000004
Observaciones	284	283	283
R ² ajustado	0.3295	0.0622	0.0521
Estadístico F	28.8196*** (g.l.= 5; 278)	4.7379*** (g.l.= 5; 277)	4.1005*** (g.l.= 5; 277)
Codificación del nivel de significancia *p<0.1 **p<0.05 ***p<0.01			

Fuente: Elaboración propia con datos de Refinitiv (2018) y Baker, Bloom y Davis (2016a).

En la misma, se puede apreciar que el modelo que más grado de explicación (coeficiente R^2 ajustado) tiene es el que utiliza las regresoras a nivel. De este modelo y contrario a lo que se esperaría, el nivel de incertidumbre en la política económica global ($IIPEG_t$) tiene una relación significativa pero inversa en signo. Es decir, conforme el nivel del $IIPEG_t$ aumenta, el valor de l_t y la probabilidad del régimen de crisis ($\xi_{s=2,t}$) disminuye.

Por otro lado, se aprecia que la relación entre el VIX (nivel de volatilidad en los mercados financieros de EE. UU.) y la probabilidad de un episodio de alta volatilidad es significativa, positiva y tiene el coeficiente más importante. Su valor de 0.3062 sugiere que, cuando el VIX es superior a 20 puntos (nivel considerado como delta volatilidad), los coeficientes del $IIPEG_t$ y el $IIPC_t$, junto con el valor inercial de (α) son contrarrestados. Esto significa que el valor logístico estandarizado (l_t) es mayor a cero y la probabilidad de tener un episodio de alta volatilidad en la BMV es mayor a 50%. Este coeficiente demuestra que la volatilidad de los mercados financieros de EE. UU. (VIX)

son la única variable de peso y significancia suficientes para pronosticar la probabilidad de un régimen de alta volatilidad en la BMV.

Con lo anterior, se demuestra que ni la incertidumbre generada por las noticias del COVID-19 o la generada por las noticias de política económica o comercial son factores que incidan positivamente en la probabilidad de episodios de alta volatilidad. Esto permite demostrar como válida la posición que se ha tomado al realizar el presente trabajo.

Dado que el coeficiente R^2 ajustado dio una magnitud positiva y no siempre se considera un parámetro totalmente confiable para la bondad de ajuste de diferentes modelos en comparación, en la Tabla 3 se exponen los valores del criterio de información de Akaike (1974) y el de Schwarz (1978). De manera complementaria, se presentan el RMSE y el MAE para los tres modelos de regresión. Los dos criterios de información confirman que la mejor bondad de ajuste se logra con el modelo que tiene las regresoras a nivel.

Por otro lado, el RMSE y el MAE observan que los pronósticos realizados con el primer modelo (regresoras a nivel) es el que lleva a pronósticos más aproximados a la probabilidad modelada. Esto se puede apreciar con mayor claridad en las Figuras 1 a 3.

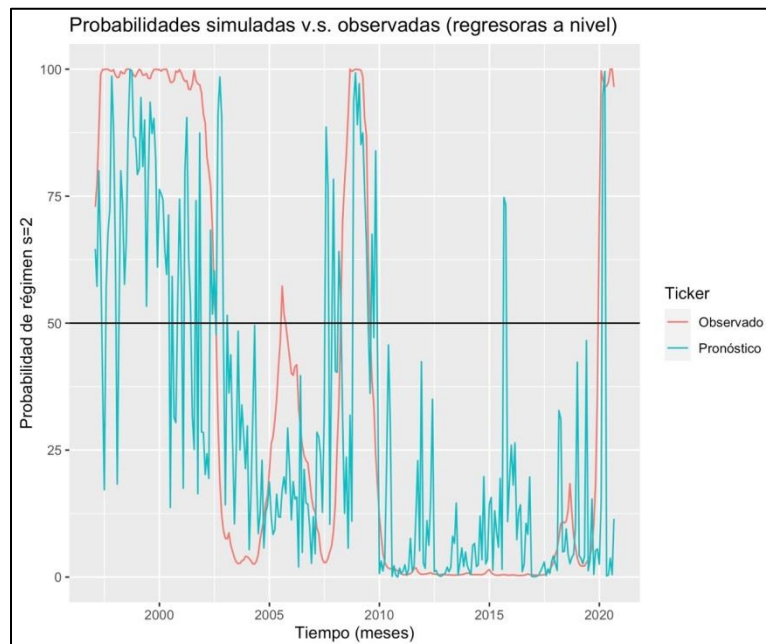


Figura 1. Comparativo de la probabilidad pronosticada del régimen de crisis (alta volatilidad) versus la observada con regresoras a nivel.

Fuente: Elaboración propia con datos de Refinitiv (2018) y Baker, Bloom y Davis (2016a).

En las mismas, en especial la Figura 1, se puede apreciar gráficamente que el pronóstico de la probabilidad del régimen de alta volatilidad (línea azul) se ajusta mejor con el modelo logit dado en (4) y con los índices de incertidumbre y el VIX a nivel. De manera complementaria, se aprecia que los valores a primeras diferencias y primeras diferencias logarítmicas (Figuras 2 y 3) tienen un ajuste más pobre para pronosticar la probabilidad de los citados periodos de alta volatilidad.

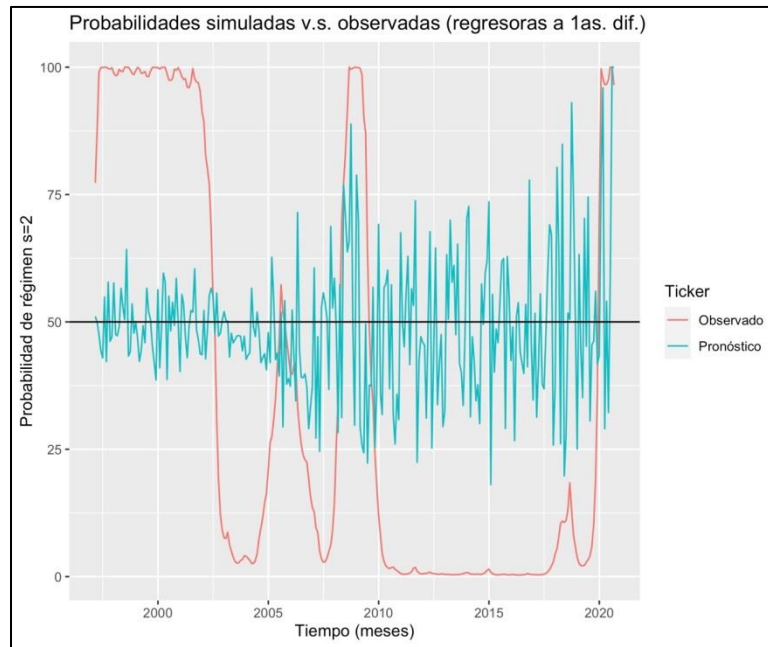


Figura 2. Comparativo de la probabilidad pronosticada del régimen de crisis (alta volatilidad) versus la observada con regresoras en primeras diferencias.

Fuente: Elaboración propia con datos de Refinitiv (2018) y Baker, Bloom y Davis (2016a).

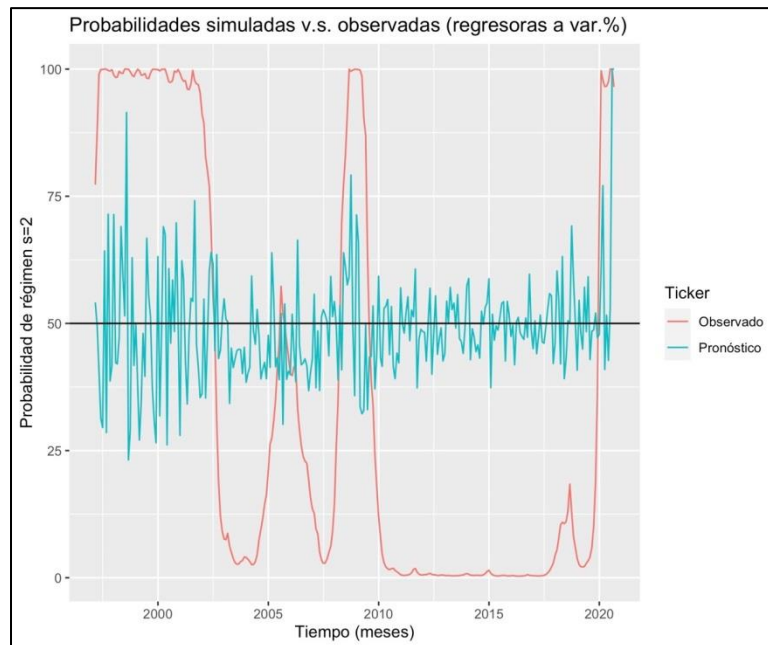


Figura 2. Comparativo de la probabilidad pronosticada del régimen de crisis (alta volatilidad) versus la observada con regresoras en primeras diferencias logarítmicas (rendimientos o variaciones porcentuales).

Fuente: Elaboración propia con datos de Refinitiv (2018) y Baker, Bloom y Davis (2016a).

A pesar de lo anterior, es de necesidad hacer una nota metodológica y econométrica de importancia: En base al valor del coeficiente R^2 ajustado del modelo (0.3295) y al comportamiento de las probabilidades pronosticadas y las observadas en este modelo, tanto el modelo como los pronósticos del mismo distan de ser completos y exactos.

Tabla 2

Resultados de los modelos de regresión logit realizados para la probabilidad del régimen de alta volatilidad del índice IPC

Criterio de bondad de ajuste	Nivel	1as. Diferencias	1as. Diferencias logarítmicas
Func. Log Verosimilitud	-814.4873	-859.5515	-861.0593
Criterio de Akaike	1642.9746	1733.103	1736.1187
Criterio de Schwarz	1668.5174	1758.6211	1761.6368
RMSE	0.3251	0.4427	0.4421
MAE	0.2178	0.4058	0.4124

Fuente: Elaboración propia con datos de Refinitiv (2018) y Baker, Bloom y Davis (2016a).

Esto es así porque, tal como sugiere el R^2 ajustado y el comportamiento de la probabilidad pronosticada, faltan otras variables económicas, financieras, sociales o de incertidumbre por incorporar. Esto, como se verá en breve, es una potencial área de investigación que sale de la óptica de esta primera revisión.

Conclusiones

El empleo de modelos markovianos de cambio de régimen (MS o *Markov-Switching models*) para la toma de decisiones de inversión es una aplicación que ha cobrado interés reciente. Esto debido a la capacidad de estos modelos de pronosticar episodios (régimenes) con diferentes comportamientos de volatilidad. De manera específica, múltiples investigaciones (Ang y Bekaert, 2002a; Brooks y Persaud, 2001; De la Torre-Torres, Aguilascho-Montoya, Álvarez-García, y Simonetti, 2020; De la Torre-Torres, Aguilascho-Montoya, y del Río-Rama, 2020; Kritzman et al., 2012) han demostrado el beneficio de estos para la toma de decisiones. De manera complementaria, también son un método de estimación de riesgos financieros (Ardia, 2008; Ardia et al., 2018; Ardia y Hoogerheide, Lennart, 2013; Ardia y Hoogerheide, 2014; Cabrera et al., 2017; Sosa et al., 2018).

Sin embargo, la mayoría de los métodos de estimación se enfocan a estudiar, de manera univariada, la estimación de las probabilidades suavizadas de estar en cada régimen o comportamiento de la volatilidad en t . Partiendo de esta premisa, el desarrollo de sistemas de advertencia de periodos de alta o extrema volatilidad es una asignatura de interés. Esto es, sistemas de advertencia que, con la ayuda de variables financiera y económicas, permitan pronosticar la probabilidad de entrar en periodos de volatilidad altos en $t + n$. La utilidad práctica de estos sistemas de advertencia es su aplicación para la toma de decisiones de inversión.

Las primeras propuestas al respecto fueron las realizadas por el propio Hamilton (1989, 1990), al proponer los modelos markovianos con cambio de régimen (MS o *Markov-Switching model*). Al proponer dichos modelos, Hamilton buscó pronosticar la probabilidad de que la economía de los Estados Unidos entre en recesión. Esto, partiendo de variables financieras y económicas que conforman el indicador adelantado de dicho país.

Para el caso de sistemas de pronóstico en mercados accionarios, los primeros trabajos con resultados favorables fueron los de Hauptmann et. al. (2014) y el de Engel, Wahl y Zagst (2018). Estos autores lograron incorporar estimaciones de hasta 3 régimenes de volatilidad (baja, alta y extrema) en los índices de Estados Unidos (S&P 500), Europa (Eurostoxx 50) y Japón (Nikkei 250).

Empleando múltiples indicadores financieros y económicos, como la pendiente de la curva de tasas de interés de los respectivos países o los índices de volatilidad, los autores lograron establecer sistemas de pronósticos de episodios de alta y extrema volatilidad.

De manera complementaria, estos autores lograron hacer estimaciones de riesgos (pérdidas potenciales) y probaron sistemas de toma de decisiones de inversión con resultados favorables.

El presente trabajo busca realizar una extensión a estos dos últimos artículos, al cuantificar la influencia que el sentimiento de mercado, generado por noticias de las políticas económicas (global y de Estados Unidos), de política comercial y de noticias de enfermedades infecciosas tienen en la generación de episodios de crisis en la Bolsa Mexicana de Valores (BMV).

Con datos mensuales del índice de precios y cotizaciones (IPC) de la BMV, se cuantificó la probabilidad de que dicho mercado se encuentre en un periodo normal ($s = 1$) o de baja volatilidad, uno de crisis o alta volatilidad ($s = 2$) o uno de extrema volatilidad o crisis ($s = 3$). Esto con modelos Markov-Switching (MS) de 2 y 3 regímenes y funciones de verosimilitud gaussiana, t-Student y Generalizada por Errores (GED). Los seis modelos MS fueron estimados con el algoritmo Metropolis-Hastings (1953) que es una técnica de estimación Monte Carlo con Cadenas Markovianas (MCMC o *Markov Chain Monte Carlo*) que permite la convergencia en el método de inferencia.

Por medio del Criterio de Desviación de Información (DIC) y en base a la información mensual del IPC de enero de 1996 a agosto del 2020, se determinó que el mejor modelo MS para modelar el comportamiento del IPC es el que cuenta con una función de verosimilitud t-Student y dos regímenes.

Posteriormente, para medir el sentimiento de mercado, se utilizaron los índices de incertidumbre medidos por Baker, Bloom y Davis (2016c; 2016b). Estos, en base a las noticias de los principales periódicos, miden el sentimiento de mercado o nivel de incertidumbre en múltiples temas. De todos estos, se utilizaron los índices de incertidumbre política global ($IIPG_t$), de incertidumbre política de Estados Unidos ($IPEUS_t$), de incertidumbre en la política comercial del mismo país ($IIPC_t$) y el de la incertidumbre generada por las noticias de la propagación de enfermedades infecciosas ($IVEI_t$) como el COVID-19.

De manera complementaria, se utilizó el valor del índice de volatilidad VIX como una aproximación del efecto de contagio de volatilidad desde los mercados financieros de EE. UU.

La posición que se tomó es que la incertidumbre generada por las noticias relativas a la política económica y comercial, así como las noticias de episodios epidemiológicos como el COVID-19, no tienen una influencia positiva y significativa en la probabilidad de generar episodios de alta volatilidad en la BMV. La posición específica que se tomó a este respecto es que los episodios de alta volatilidad en la BMV son resultado de un efecto de contagio de volatilidad desde los mercados financieros de EE. UU. Situación que se aproximó al incorporar en los modelos el índice VIX de volatilidad implícita del índice S&P 500.

Al utilizar una regresión logit con estas regresoras y el índice de volatilidad VIX, se encontró que la incertidumbre política ($IIPC_t$) y la volatilidad en el mercado accionario (VIX) tienen una relación significativa pero negativa con la probabilidad del régimen de alta volatilidad.

Por otro lado, se encontró que el índice VIX tiene una relación positiva y significativa y su coeficiente es el más alto de todos los estimados en el modelo de regresión. Dicho esto, se encontró evidencia suficiente para concluir que los episodios de alta volatilidad en la BMV son resultado de un efecto contagio de volatilidad desde los mercados financieros de los EE. UU.

Con lo anterior, se demuestra que la incertidumbre generada con las noticias y eventos relacionados a la propagación del virus COVID-19, así como la incertidumbre en las políticas económica y comercial son factores que no influyen, a largo plazo, en la generación de episodios de alta volatilidad de la BMV.

Dicho esto, el efecto contagio de volatilidad desde los mercados financieros de EE. UU. es el factor que más influye en la generación de episodios de alta volatilidad en la BMV.

Para poder incorporar el efecto que esta crisis sanitaria ha tenido en los episodios de volatilidad (crisis) de la BMV, se sugiere extender el presente trabajo a pruebas con periodicidad menor e incluso se sugiere incorporar, en el mismo modelo, otras variables financieras y económicas como es el caso de Hauptmann et. al. (2014) y de Engel, Wahl y Zagst (2018).

Finalmente, otra asignatura de investigación sugerida puede ser el empleo de modelos econométricos con periodicidades heterogéneas o el desarrollo de métodos alternativos de cuantificación del sentimiento del mercado.

Referencias

- Akaike, H. (1974). A new look at the statistical model identification. *IEEE transactions on automatic control*, 19 (6): 716-723.
- Ang, A., y Bekaert, G. (2002a). International Asset Allocation With Regime Shifts. *The review of financial studies*, 15 (4): 1137-1187.
- Ang, A., y Bekaert, G. (2002b). Short rate nonlinearities and regime switches. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 26 (7-8): 1243-1274.
- Ang, A., y Bekaert, G. (2004). How regimes affect asset allocation. *Financial Analysts Journal*, 60 (2): 86-99.
- Antonakakis, N., Babalos, V., y Kyei, C. (2016). Predictability of sustainable investments and the role of uncertainty: evidence from a non-parametric causality-in-quantiles test. *Applied Economics*, 48 (48): 4655-4665.
- Ardia, D. (2008). *Financial Risk Management with Bayesian Estimation of GARCH Models* (Vol. 612). Heidelberg: Springer-Verlag Berlin Heidelberg.
- Ardia, D., Bluteau, K., y Rüede, M. (2018). Regime changes in Bitcoin GARCH volatility dynamics. *Finance Research Letters*.
- Ardia, D., Bluteu, K., Boudt, K., Catania, L., Ghalanos, A., Peterson, B., y Trottier, D.-A. (2017). Package «MSGARCH» Title Markov-Switching GARCH Models.
- Ardia, D., y Hoogerheide, Lennart, F. (2013). Worldwide equity risk prediction. *Applied Economic Letters*, 20 (14): 1333-1339.
- Ardia, D., y Hoogerheide, L. F. (2014). GARCH models for daily stock returns: Impact of estimation frequency on Value-at-Risk and Expected Shortfall forecasts. *Economics Letters*, 123 (2): 187-190.
- Armendáriz, T., y Ramírez, C. (2017). Estimación de un índice de condiciones financieras para México. *El trimestre económico*, 4 (336): 899-946.
- Baker, Scott, R., Bloom, N., Davis, S. J., y Kost, K. J. (2019). *Policy news and stock market volatility* (No. 25720). Recuperado a partir de http://www.policyuncertainty.com/EMV_monthly.html
- Baker, M., y Wurgler, J. (2006). Investor sentiment and the cross-section of stock returns. *Journal of Finance*, 61 (4): 1645-1680.
- Baker, M., y Wurgler, J. (2007). Investor sentiment in the stock market. *Journal of Economic Perspectives*, 21 (2): 129-151.
- Baker, S. R., Bloom, N., y Davis, S. J. (2016a). Economic Policy Uncertainty Index. Recuperado at 22 de septiembre de 2020, a partir de: <https://www.policyuncertainty.com/index.html>
- Baker, S. R., Bloom, N., y Davis, S. J. (2016b). Economic Policy Uncertainty Index. Recuperado at 28 de septiembre de 2020, a partir de: <https://www.policyuncertainty.com/index.html>
- Baker, S. R., Bloom, N., y Davis, S. J. (2016c). Measuring Economic Policy Uncertainty. *The Quarterly Journal of Economics*, 131 (4): 1593-1636.
- Blasco, N., Corredor, P., y Ferreruela, S. (2012). Market sentiment: A key factor of investors' imitative behaviour. *Accounting and Finance*, 52 (3): 663-689.
- Broda, S. A., Haas, M., Krause, J., Paoletta, M. S., y Steude, S. C. (2013). Stable mixture GARCH models. En *Journal of Econometrics* (Vol. 172).
- Brogaard, J., y Detzel, A. (2015). *The asset-pricing implications of government economic policy uncertainty. Management Science* (Vol. 61).
- Brooks, C., y Persaud, G. (2001). The trading profitability of forecasts of the gilt-equity yield ratio. *International journal of forecasting*, 17 (1): 11-29.
- Brown, G. W. (1999). Volatility, Sentiment, and Noise Traders. *Financial Analysts Journal*, 55 (2): 82-90.
- Bundoo, S. K. (2017). Stock market development and integration in SADC (Southern African Development Community). *Journal of Advanced Research*, 7 (1): 64-72.
- Cabrera, G., Coronado, S., Rojas, O., y Venegas-Martínez, F. (2017). Synchronization and Changes in Volatilities in the Latin American's Stock Exchange Markets. *International Journal of Pure and Applied Mathematics*, 114 (1).
- Charlot, P., y Marimoutou, V. (2014). On the relationship between the prices of oil and the precious metals: Revisiting with a multivariate regime-switching decision tree ☆.

- Chen, S.-S. (2006). Revisiting the interest rate-exchange rate nexus: a Markov-switching approach. *Journal of Development Economics*, (79): 208-224.
- Christou, C., Gupta, R., Hassapis, C., y Suleman, T. (2018). The role of economic uncertainty in forecasting exchange rate returns and realized volatility: Evidence from quantile predictive regressions. *Journal of Forecasting*, 37 (7): 705-719.
- De la Torre-Torres, O. V. (2021). Inversión con modelos Markov-Switching GARCH: un estudio comparativo entre México y Argentina. *Contaduría y Administración*, 66 (1): 1-24.
- De la Torre-Torres, O. V., Aguila-socho-Montoya, D., Álvarez-García, J., y Simonetti, B. (2020). Using Markov-switching models with Markov chain Monte Carlo inference methods in agricultural commodities trading. *Soft Computing*, 24 (8): 13823-13836.
- De la Torre-Torres, O. V., Aguila-socho-Montoya, D., y del Río-Rama, M. de la C. (2020). A two-regime Markov-switching GARCH active trading algorithm for coffee, cocoa, and sugar futures. *Mathematics*, 8 (6): 1001-1020.
- De la Torre-Torres, O. V., Galeana-Figueroa, E., y Álvarez-García, J. (2019). A Test of Using Markov-Switching GARCH Models in Oil and Natural Gas Trading. *Energies*, 13 (1): 129.
- Degiannakis, S., y Filis, G. (2019). Forecasting European economic policy uncertainty. *Scottish Journal of Political Economy*, 66 (1): 94-114.
- Dueker, M., y Neely, C. J. (2006). Can Markov switching models predict excess foreign exchange returns? *Journal of Banking and Finance*, 31 : 279-296.
- Dufrénot, G., y Keddad, B. (2014). Business cycles synchronization in East Asia: A Markov-switching approach. *Economic Modelling*, 42 : 186-197.
- Engel, C., y Hamilton, J. D. (1990). Long swings in the exchange rate: Are they in the data and do markets know it? *The American Economic review*, 8 (4): 689-713.
- Engel, J., Wahl, M., y Zagst, R. (2018). Forecasting turbulence in the Asian and European stock market using regime-switching models. *Quantitative Finance and Economics*, 2 (2): 388-406.
- Fang, L., Chen, B., Yu, H., y Qian, Y. (2018). The importance of global economic policy uncertainty in predicting gold futures market volatility: A GARCH-MIDAS approach. *Journal of Futures Markets*, 38 (3): 413-422.
- Filardo, A. J. (1994). Business-Cycle Phases and Their Transitional Dynamics Business-Cycle Phases and Their Transitions Dynamics. *Journal of Business & Economic Statistics*, 12 (3): 299-308.
- Fisher, K. L., y Statman, M. (2000). Investor Sentiment and Stock Returns. *Financial Analysts Journal*, 56 (2): 16-23.
- Gallo, G. M., y Otranto, E. (2007). Volatility transmission across markets: A Multichain Markov Switching model. *Applied Financial Economics*, 17 (8): 659-670.
- Gao, R., y Zhang, B. (2016). How does economic policy uncertainty drive gold-stock correlations? Evidence from the UK. *Applied Economics*, 48 (33): 3081-3087.
- Graff, M., Miranda-Jimenez, S., Tellez, E. S., y Moctezuma, D. (2020). A Multilingual Evolutionary Approach for Sentiment Analysis. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 15 (1): 76-88.
- Haas, M., Mittnik, S., y Paoletta, M. S. (2004). A New Approach to Markov-Switching GARCH Models. *Journal of financial Econometrics*, 2 (4): 493-530.
- Haas, M., Mittnik, S., y Paoletta, M. S. (2009). Asymmetric multivariate normal mixture GARCH. *Computational Statistics & Data Analysis*, 53 (6): 2129-2154.
- Hamilton, J. D. (1989). A New Approach to the Economic Analysis of Nonstationary Time Series and the Business Cycle. *Econometrica*, 57 (2): 357-384.
- Hamilton, J. D. (1990). Analysis of time series subject to changes in regime. *Journal of Econometrics*, 45 (1-2): 39-70.
- Hamilton, J. D. (1994). *Time Series Analysis*. Princeton: Princeton university press.
- Hamilton, J. D., y Susmel, R. (1994). Autoregressive conditional heteroskedasticity and changes in regime. *Journal of Econometrics*, 64 (1-2): 307-333.
- Hauptmann, J., Hoppenkamps, A., Min, A., Ramsauer, F., y Zagst, R. (2014). Forecasting market turbulence using regime-switching models. *Financial Markets and Portfolio Management*, 28 (2): 139-164.
- Hens, T., y Rieger, M. O. (2010). *Financial Economics a concise introduction to classical and behavioral finance*. Hidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Hernandez, S., Miranda-Jimenez, S., Villaseñor, E., Téllez, E., y Graff, M. (2015). Minería de opinión en blogs financieros para la predicción de tendencias en mercados bursátiles. *Research in Computing Science*, 92 (1): 101-109.
- Herrera, R., Rodríguez, A., y Pino, G. (2017). Modeling and forecasting extreme commodity prices: A Markov-Switching based extreme value model. *Energy Economics*, 63 : 129-143.
- Hoque, M. E., y Zaidi, M. A. S. (2019). The impacts of global economic policy uncertainty on stock market returns in regime switching environment: Evidence from sectoral perspectives. *International Journal of Finance and Economics*, 24 (2): 991-1016.
- Hou, C., y Nguyen, B. H. (2018). Understanding the US natural gas market: A Markov switching VAR approach. *Energy Economics*, 75 : 42-53.
- Kahneman, D., y Tversky, A. (1979). Prospect theory: An analysis of decision under risk. *Econometrica*, 47, 263-291.

- Kritzman, M., Page, S., y Turkington, D. (2012). Regime Shifts: Implications for Dynamic Strategies. *Financial Analysts Journal*, 68 (3): 22-39.
- Liu, Y., Han, L., y Yin, L. (2018). Does news uncertainty matter for commodity futures markets? Heterogeneity in energy and non-energy sectors. *Journal of Futures Markets*, 38 (10): 1246-1261.
- Malkiel, B., Mullainathan, S., y Stangle, B. (2005). Market Efficiency versus Behavioral Finance. *Journal of Applied Corporate Finance*, 17 (3): 124-136.
- Metropolis, N., Rosenbluth, A. W., Rosenbluth, M. N., Teller, A. H., y Teller, E. (1953). Equation of State Calculations by Fast Computing Machines. *The Journal of Chemical Physics*, 21 (6): 1087-1092.
- Mouratidis, K. (2008). Evaluating currency crises: A Bayesian Markov switching approach. *Journal of Macroeconomics*, 30 (4): 1688-1711.
- Mouratidis, K., Kenourgios, D., Samitas, A., y Vougas, D. (2013). Evaluating currency crises: A multivariate markov regime switching approach*. *Manchester School*, 81 (1): 33-57.
- Newey, W. K., y West, K. D. (1987). A Simple, Positive Semi-Definite, Heteroskedasticity and Autocorrelation Consistent Covariance Matrix. *Econometrica*, 55 (3): 703-708.
- Organización Mundial de la Salud. (2020). Cronología de la respuesta de la OMS a la COVID-19. Recuperado at 12 de septiembre de 2020, a partir de: <https://www.who.int/es/news-room/detail/29-06-2020-covidtimeline>
- Ortiz, E., Cabello, A., y Sosa, M. (2020). Financiarización y Consumismo: Multipolarismos y Crisis Covid-19. En Instituto de Investigaciones Económicas UNAM (Ed.), *XX Seminario de Economía Fiscal y Financiera* (1-39). Mexico: Universidad Nacional Autonoma de Mexico.
- Pástor, L., y Veronesi, P. (2012). Uncertainty about Government Policy and Stock Prices. *Journal of Finance*, 67 (4): 1219-1264.
- Pástor, L., y Veronesi, P. (2013). Political uncertainty and risk premia. *Journal of Financial Economics*, 110 (3): 520-545.
- Refinitiv. (2018). Refinitiv Eikon. Recuperado at 17 de agosto de 2020, a partir de: <https://eikon.thomsonreuters.com/index.html>
- Rotta, P. N., y Valls Pereira, P. L. (2016). Analysis of contagion from the dynamic conditional correlation model with Markov Regime switching. *Applied Economics*, 48 (25): 2367-2382.
- Roubaud, D., y Arouri, M. (2018). Oil prices, exchange rates and stock markets under uncertainty and regime-switching. *Finance research letters*, 27 : 28-33.
- Schwarz, G. (1978). Estimating the dimension of a model. *The annals of Statistics*, 6 (2): 461-464.
- Shaikh, I. (2019). On the relationship between economic policy uncertainty and the implied volatility index. *Sustainability*, 11 (6).
- Shaikh, I. (2020). Does Policy Uncertainty Affect Equity, Commodity, Interest Rates, and Currency Markets? Evidence From Cboe'S Volatility Index. *Journal of Business Economics and Management*, 21 (5): 1350-1374.
- Shen, X., y Holmes, M. J. (2013). Do Asia-Pacific stock prices follow a random walk? A regime-switching perspective, 21 (3): 189-195.
- Shiller, R. J. (2003). *From Efficient Markets Theory to Behavioral Finance*. *Journal of Economic Perspectives* (Vol. 17).
- Shiller, R. J. (2014). Speculative asset prices. *American Economic Review*, 104 (6): 1486-1517.
- Smales, L. A. (2016). The role of political uncertainty in Australian financial markets. *Accounting & Finance*, 56 (2): 545-575.
- Smales, L. A. (2017). Effect of investor fear on Australian financial markets. *Applied Economics Letters*, 24 (16): 1148-1153.
- Sosa, M., Ortiz, E., y Cabello, A. (2018). Dynamic Linkages between Stock Market and Exchange Rate in mila Countries: A Markov Regime Switching Approach (2003-2016). *Análisis Económico*, 33 (83): 57-74.
- Sum, V. (2012). The Effect of Economic Policy Uncertainty in the US on the Stock Market Performance in Canada and Mexico. *International Journal of Economics and Finance*, 4 (11): 165-171.
- Thaler, R. H. (1999). The End of Behavioral Finance. *Financial Analysts Journal*, 55 (6): 12-17.
- Wu, J.-T. (2015). Markov regimes switching with monetary fundamental-based exchange rate model. *Asia Pacific management review*, 20 (2): 79-89.
- Yang, S.-P. (2017). Exchange rate dynamics and stock prices in small open economies: Evidence from Asia-Pacific countries. *Pacific-Basin Finance Journal*, 46 : 337-354.