



¿EXISTE INFORMACIÓN RELEVANTE EN LOS CDS PARA PREDECIR CAMBIOS DE RATING?

UN MODELO PROBIT CON DATOS DE PANEL PARA PAÍSES EMERGENTES

**TESIS PARA OPTAR AL GRADO DE
MAGÍSTER EN FINANZAS**

**Alumno: Francisco Antonio de la Cerda Ramírez
Profesor Guía: José Luis Ruíz**

Santiago, Agosto 2018

Índice

Agradecimiento.....	ii
Resumen.....	iii
I. Introducción.....	1
II. Revisión Bibliográfica.....	4
III. Datos y Modelo Econométrico.....	9
IV. Resultados.....	12
IV.1. Fase 1: Estimación de los CDS en función de su rating.....	12
IV.2. Fase 2: Modelo probit con datos de panel.....	16
V. Pruebas de Robustez.....	22
VI. Conclusiones.....	26
VII. Bibliografía.....	28
VIII. Anexos.....	29

Agradecimiento

A mis dos ángeles que me cuidan desde el cielo

A mis hermanas, mi padrino, mis tías Francisca y Constanza, quienes además del inmenso cariño que me han dado, me dieron la oportunidad de estudiar.

A toda la familia Adams, que está en las buenas y más aún en las malas.

A Temo, gran responsable de que escribiera este trabajo y estuvo siempre disponible para ayudarme.

Y que la pelota siga rodando. Siempre para adelante.

Resumen

Esta investigación se evalúa si los mercados de CDS (*Credit Default Swap*) de países emergentes son capaces de anticipar cambios en el rating de la deuda soberana. Se utiliza el rating soberano asignado por parte de las tres grandes agencias clasificadoras de riesgo y los *Credit Default Swap* soberano a 10 años, para una muestra compuesta por 27 países emergentes. Se utilizaron datos de frecuencia mensual para el periodo comprendido entre septiembre de 2008 y enero de 2018, en el cual se incluyen dos crisis financieras internacionales (crisis subprime y la amenaza de contagio de la crisis de deuda soberana de Europa). El modelo econométrico consiste en una estimación en dos fases. En la primera, se estima a través de un modelo de regresión lineal de corte transversal el desalineamiento del spread de CDS de un país con respecto a sus pares de igual clasificación. En la segunda, se utiliza esta innovadora variable para estimar a través de un modelo probit con datos de panel la probabilidad de cambio de rating internalizada por el mercado de CDS. Se analiza de manera independiente los eventos de crédito que mejoran el rating (*upgrade*) y los que lo rebajan (*downgrade*). Se comprueba que, incluso utilizando diferentes supuestos para la construcción de las variables, los CDS son un instrumento financiero capaz de entregar información relevante para predecir cambios en el rating soberano. Además, mediante un conjunto de pruebas de robustez, se entrega sustento para dos principales conclusiones. Primero, que el mercado de CDS asignaría una mayor probabilidad de cambio de rating (tanto para *downgrade* como *upgrade*) a los países de peor clasificación crediticia y, más aún, a aquel grupo de países con grado especulativo. Segundo, los resultados muestran que a medida que se acerca la fecha del evento, el mercado contaría con mayor información para predecir cambios de rating, lo cual se podría esperar intuitivamente. Esta investigación realiza un aporte a la literatura previa tanto en el modelo implementado como su capacidad predictiva de cambios de rating, la cual se mantiene incluso frente a diferentes especificaciones de las variables explicativas relevantes y cambios en los supuestos utilizados.

I. Introducción

Las clasificadoras de riesgos cumplen un papel de suma importancia en la estabilización de los mercados internacionales al agregar información cualitativa y cuantitativa relativa a diferentes agentes, incluyendo gobiernos, empresas e instituciones financieras, además de evaluar la calidad de sus instrumentos de deuda (FMI, 2010). Si bien las clasificaciones soberanas miden la capacidad y disposición de los gobiernos de cumplir con sus obligaciones de deuda con sus acreedores comerciales (definición compartida por las tres grandes agencias clasificadoras), durante la crisis subprime y la crisis de deuda en Europa las agencias fueron criticadas por su limitada capacidad para reaccionar o anticipar¹ cambios de las condiciones globales relevantes.

El objetivo de esta investigación es comprobar si los mercados financieros son capaces de anticipar cambios en el rating soberano de las economías emergentes. Para ello se utilizó un modelo en dos fases. En la primera, se mide el desalineamiento del CDS de un país con respecto a sus pares de igual clasificación crediticia mediante una regresión lineal de corte transversal. En la segunda, se estimó la probabilidad de cambio de rating (*downgrades* y *upgrades* de manera independiente) a través de un probit con efectos aleatorios y datos de panel utilizando la variable de desalineamiento de la primera fase como principal variable explicativa.

Se consideraron datos de frecuencia mensual entre septiembre de 2008 y enero de 2018 para 27 países emergentes, utilizando los *Credit Default Swap* a 10 años para la deuda soberana y el rating de las tres grandes agencias clasificadoras de riesgo (S&P, Moody's y Fitch). Asumiendo que los mercados son eficientes, es decir, que la información pública es conocida por todos los agentes del mercado, los CDS soberanos (valorados por el mercado) deberían contener información relevante acerca del cambio en la solvencia, liquidez y disposición del pago de la deuda por parte de los países emisores, ya que las clasificadoras de riesgo tendrían a disposición la misma información que el mercado². Sin embargo, los criterios utilizados para valorar la información podrían generar divergencias entre la valoración del mercado y de las clasificadoras.

Los resultados de la primera fase del modelo dieron cuenta de la existencia de información valiosa que es incorporada por el mercado de CDS de países emergentes, lo que les permite anticiparse a cambios de rating de la deuda soberana. El modelo resultó significativo en prácticamente todos los periodos, aunque se comprobó que en momentos de crisis la significancia disminuye producto de la mayor volatilidad internacional de los mercados financieros (crisis *subprime* y amenaza de contagio de la crisis de deuda europea). Además, en momentos de crisis, el nivel de riesgo de todos los países aumentó, incluidos aquellos de mayor clasificación de riesgo, a pesar de que los spreads entre los CDS de países con rating *AAA* y el de países con rating *BBB* — no incrementó significativamente.

Adicionalmente, se analizó si los criterios de evaluación del mercado son iguales para países emergentes con rating *AAA* y países desarrollados de igual clasificación. Los resultados mostraron que, en la mayoría de los casos, el riesgo del grupo de países desarrollados se ubica bajo el riesgo de un país emergente teórico de máxima clasificación. Esto sugeriría que el mercado consideraría

¹ Alasakka y ap Gwilym (2011).

² En Ismailescu y Kazemi (2010), se plantea como hipótesis que los CDS no deberían verse afectados por los anuncios de cambios de rating si es que los mercados son eficientes.

diferentes criterios para evaluar el riesgo de crédito de países desarrollados en comparación a países emergentes, a pesar de que ambos tengan la máxima clasificación (lo cual podría atribuirse al sentimiento de mercado).

En cuanto a la segunda fase, se comprobó que la innovadora variable utilizada en esta investigación entrega información relevante para anticipar cambios de rating, tanto en los casos de *downgrade* como *upgrade*. Los resultados mostraron que mientras mayor es el desalineamiento del CDS de un país con respecto a sus pares de igual clasificación (en valor absoluto), mayor será la probabilidad internalizada por el mercado de CDS de que ocurra un cambio de rating, tanto para el modelo *downgrade* como *upgrade*.

En cuanto a la predictibilidad, se debe destacar que los paneles utilizados para la estimación fueron no balanceados, es decir, la proporción de “unos” (periodos en que se considera que el cambio de rating estaría siendo observado por el mercado) es significativamente inferior a la proporción de “ceros” (casos en que el evento de crédito no estaría siendo observado). Se tomó como referencia lo propuesto por Greene (2002), quien señaló que en casos en los cuales se trabaja con paneles no balanceados, se debía definir un umbral de corte para el modelo que se encuentre en línea con la proporción de “unos” observados. La predictibilidad de ambos modelos obtuvo una ganancia significativa con respecto al modelo de probabilidad constante al determinar el umbral de corte óptimo.

Finalmente, se realizaron diferentes pruebas de robustez de los resultados modificando las especificaciones de las variables y los supuestos utilizados. En particular, se realizaron las siguientes evaluaciones: i) se controló por las condiciones macroeconómicas de cada país utilizando el rating soberano inicial como *proxy* de aquello (de acuerdo a lo propuesto por Cantor y Pacer, 1996); ii) se modificó la especificación del término error utilizado como variable explicativa; iii) se modificó la ventana considerada para la construcción de las dummies de cambio de rating; y iv) se diferenció entre países con grado especulativo y grado de inversión a través de una dummy con valor igual a 1 cuando un país tiene una clasificación menor a *BBB* – por parte de alguna de las tres clasificadoras y cero en caso contrario.

En términos generales, los resultados obtenidos a través de estas pruebas se mantuvieron en línea con el modelo original. En todas las especificaciones se mantuvo el signo y significancia de los coeficientes estimados, y la significancia del modelo en su conjunto. Se destacan principalmente dos conclusiones. Primero, los resultados obtenidos mediante las pruebas i) y iv) sugieren que mercado de CDS asigna una mayor probabilidad de cambio de rating (tanto para *downgrades* como *upgrades*) a países con peor clasificación de su deuda soberana y, más aún, países con grado especulativo. Segundo, la prueba iii) da cuenta de que mientras más acotada la ventana, mayor la ganancia del modelo con respecto al modelo de probabilidad constante. Esto sugiere que mientras más nos acercamos a la fecha del evento, el mercado contaría con mayor información para anticipar el cambio de rating. Sin embargo, los resultados muestran que incluso con la ventana más amplia (de doce periodos antes de que ocurra el evento) el modelo obtiene una ganancia significativa con respecto al modelo de probabilidad constante.

Este trabajo realiza un aporte a la literatura previa, primero, al utilizar un modelo en dos fases que obtiene una importante ganancia con respecto al modelo de probabilidad constante y un alto porcentaje de acierto de “unos”, es decir, de los periodos en los cuales el evento de rating estaría

siendo anticipado. Segundo, la variable independiente utilizada en el modelo probit considera los desalineamientos del CDS de un país con respecto a sus pares, a diferencia de lo observado en investigaciones anteriores, en las cuales se utiliza el spread del CDS soberano como variable dependiente. Las clasificadoras de riesgo realizan una evaluación tanto en términos absolutos como comparativos de cada país con respecto a sus pares. En este sentido, la variable utilizada en este trabajo permite obtener un nivel de predictibilidad de los cambios de rating superior a la observada en la literatura previa. Además, estos resultados fueron consistentes frente a diferentes especificaciones de la variable explicativa utilizada y diferentes supuestos del modelo. Tercero, se entrega evidencia de que países con menor rating y particularmente aquellos que cuentan con grado especulativo³, cuentan con una probabilidad superior de recibir cambios de rating (tanto *downgrades* como *upgrades*). En investigaciones previas⁴ los resultados sustentaban una probabilidad superior de recibir *downgrades* por parte de esta clase de países y una probabilidad superior de recibir *upgrades* por parte de países con grado de inversión. Finalmente, si bien la ganancia del modelo de *downgrade* es superior al de *upgrade*, los resultados sugieren que el mercado prestaría atención a ambos eventos, siendo la asimetría encontrada entre ambas situaciones inferiores a la literatura previa⁵.

Los resultados presentados en esta investigación demuestran que los mercados financieros de países emergentes contienen información valiosa de la calidad de deuda soberana. Además, se comprueba que la información internalizada por el mercado es similar a la considerada por las tres grandes agencias clasificadoras de riesgo en sus evaluaciones de rating soberano. Así, los mercados financieros de esta clase de países, en particular, los CDS soberanos a 10 años, son instrumentos que entregan información relevante para predecir cambios de rating soberano.

La sección II presenta una revisión de la bibliografía precedente a este trabajo, revisando los principales enfoques, variables, técnicas econométricas y conclusiones propuestas por diferentes autores; la sección III presenta los datos y los modelos econométricos utilizados en la estimación, además de presentar una descripción de las principales variables consideradas; la sección IV presenta los resultados obtenidos en la estimación de los dos modelos propuestos para la estimación; la sección V presenta un conjunto de pruebas de robustez de los resultados obtenidos por el modelo original de predictibilidad de cambios de rating, agregando como variable de control la clasificación de deuda, modificando la especificación de las variables relevantes y considerando diferentes supuestos; y, finalmente, la sección VI presentan las principales conclusiones de esta investigación.

³ Con una clasificación inferior a *BBB –/Baa*.

⁴ Ferri et al. (2001), Ferri (2004), Rowland (2005), Daniels y Shin Jensen (2005), Tennant y Tracey (2013)

⁵ Daniels y Shin Jensen (2005), Ismailescu y Kazemi (2010), Tennant y Tracey (2013), Binici y Hutchison (2018).

II. Revisión bibliográfica

Cantor y Packer (1996) definen el rating soberano como indicador de la probabilidad de que un gobierno no cumpla con sus obligaciones de deuda. Alternativamente, las agencias calificadoras lo definen como la capacidad y disposición de los gobiernos a responder con sus obligaciones de deuda.

Las metodologías de las clasificadoras de riesgo presentan importantes similitudes en cuanto a los factores que consideran claves. Estas incluyen dentro de sus criterios de evaluación variables que pueden ser categorizadas en condiciones económicas, institucionales, fiscales, monetarias y externas (ver Anexo 1). Además, el análisis se realiza mediante una evaluación forward looking, es decir, poniendo énfasis en la evolución de los factores clave que influyen en la probabilidad de cumplimiento con los compromisos de deuda y su impacto en las condiciones futuras.

En la literatura existente, se pueden distinguir 2 tipos de modelos para explicar las clasificaciones de deuda de acuerdo al tipo de variables utilizadas: modelos basados en variables macroeconómicas y modelos basados en precio de los activos. En cuanto a los primeros, existe una vasta evidencia que sostiene la hipótesis de que a través de un número relativamente reducido de variables se puede predecir el rating soberano asignado.

Destaca el trabajo germinal de Cantor y Packer (1996), los que afirman ser los primeros autores en realizar un análisis sistemático de los determinantes e impacto del rating soberano. Sus resultados muestran (para una muestra de 35 países) que 6 variables resultaron significativas y tenían alta capacidad predictiva para diferencias significativas de rating: PIB per cápita, crecimiento del PIB, inflación, deuda externa, una dummy para países industrializados según el FMI y el historial de incumplimiento de pagos. Sin embargo, la significancia tendía a bajar cuando las diferencias entre los ratings eran menores. Los autores utilizan los ratings de S&P y Moody's, los cuales transforman a una escala numérica (en donde $B3/B = 1$, $B2/B = 2$, y así sucesivamente hasta $Aaa/AAA = 16$).

Posteriormente, los autores muestran que existe una relación inversa entre el spread y la clasificación de deuda (es decir, mientras menor es el rating, más alta será la curva de tasas soberanas), concluyendo que el rating soberano es capaz de resumir la información macroeconómica relevante para determinar los spread⁶.

Finalmente, mediante la metodología de estudio de eventos, los autores evalúan cual es la respuesta del spread de los bonos en respuesta a los movimientos de ratings de deuda soberana. Durante los 29 días precedentes a un evento negativo, el spread aumenta en promedio 3,3pp y, para el mismo periodo, un evento positivo genera una disminución de 2,0pp del spread en promedio. Con una ventana de 2 días, el aumento y la caída resultante fueron de 0,9pp y 1,3pp para un evento negativo y positivo, respectivamente. Con esto, concluyen que el anuncio en sí es capaz de generar un cambio en la percepción de riesgo por parte del mercado.

⁶ Ello lo evalúan por medio de tres regresiones: la primera utiliza los indicadores macroeconómicos del primer modelo para explicar el spread, la segunda incluye únicamente el rating soberano, y la tercera incluiría todas las variables anteriores.

Por su parte, Afonso et al. (2007) buscan comprobar los determinantes del rating soberano a través de un modelo probit ordenado con efectos aleatorios, tomando como referencia las clasificaciones de las tres grandes agencias clasificadoras de riesgo para 130 países entre 1995 y 2005. La principal contribución metodológica de los autores es señalar el inadecuado uso de las estimaciones a través de modelos de efectos aleatorios, debido a la correlación existente entre los efectos específicos de los países y los errores. La solución propuesta por los autores⁷ consiste en utilizar promedios históricos como factores invariantes en el tiempo. Con esto, son capaces de desagregar entre los efectos de largo plazo y los provocados por las desviaciones de corto plazo. Comprueban que el GDP per cápita, crecimiento real del PIB, nivel de deuda pública, gobernabilidad, nivel de deuda externa, nivel de reservas internacionales y el historial de incumplimiento de pagos resultan significativos para explicar el rating soberano.

Tennant y Tracey (2013) siguen esta misma línea investigativa al analizar los determinantes de los cambios del rating soberano. Los autores argumentan que existe un sesgo injustificado en la evaluación realizada por S&P al clasificar países de mayor nivel de desarrollo en desmedro de países menos desarrollados. A través de un modelo probit ordenado de efectos mixtos con datos de panel no balanceados para el periodo comprendido entre enero de 1990 y diciembre de 2009⁸, e incluyendo un total de 87 países y 31 variables explicativas, comprueban que países con nivel de ingresos bajos y medio bajos tienen una mayor probabilidad de recibir downgrades que aquellos países de ingresos medio altos y altos, incluso controlando por indicadores de solvencia, liquidez e historial de incumplimiento de pagos. Mediante la inclusión de una dummy por cada nivel de ingresos (bajos, medio bajos, medio altos y altos), comprueban que S&P tendría criterios diferentes para medir países de menor desarrollo, debido a que el único coeficiente que resultó significativo fue el asociado a la dummy de países de ingresos bajos. En línea con los estudios precedentes, comprueban que los indicadores de deuda externa, crecimiento del PIB, crecimiento de la inversión, balance de la cuenta corriente, crédito doméstico y balance fiscal resultaron significativos y con el signo teóricamente esperado, además de la dummy de historial de incumplimiento de pagos.

Ferri et al. (2001) evalúa la hipótesis de que el impacto de un downgrade soberano es mayor en países de ingresos más bajos, debido a que esto provocaría una serie de recortes de clasificación de bancos y empresas locales, observándose una estrecha relación entre ambos ratings. Los autores implementan un modelo de corrección de errores para dos paneles no balanceados (uno con 959 firmas del sector bancario de 57 países y, el segundo, con 980 firmas de otras industrias de 40 países)⁹ para el periodo comprendido entre 1990 y 1999, con el rating corporativo como variable dependiente, explicada por el rating soberano y dummies de control (una que indica si el país es de ingresos bajos o no y dummies que indican la industria en la cual se desarrolla la firma). Los resultados del panel de firmas no bancarias sugieren los ratings de éstas son sensibles a cambios en el rating soberano en países de ingresos bajos, pero no en aquellos países de ingresos altos. En

⁷ En realidad, los autores proponen 2 soluciones: i) el uso de una variable instrumental del tipo Hausman-Taylor, es decir, que este altamente correlaciona con los efectos específicos de los países y que no se correlacione con los errores; y ii) la alternativa por la cual optaron.

⁸ Lo cual permite a los autores incluir la crisis financiera.

⁹ De acuerdo a los autores, esto lo realizan debido al rol particular del sistema bancario en las crisis de los países emergentes. En esta clase de países, las crisis de balanzas de pago y crisis bancarias tienden a estar relacionadas, en el sentido en que una puede detonar la otra bidireccionalmente.

cuanto a las firmas de la industria bancaria, comprueban que cambios de rating de esta clase de empresas están sujetos a cambios en el rating soberano tanto en países de ingresos altos como bajos, pero la sensibilidad es mayor comparativamente para los segundos.

Posteriormente, Ferri (2004) realiza una crítica a las clasificadoras argumentando que los esfuerzos para recolectar y analizar la información necesaria para la clasificación de las economías emergentes son insuficientes, no así para los de las economías desarrolladas. Específicamente, centra su atención en el nivel de esfuerzo realizado por Moody's, utilizando como proxy de ello el número de analistas responsables de hacer seguimiento de cada emisor de deuda, corregido a través de una función decreciente en relación al número de emisores que tiene a cargo el analista. Mediante una regresión lineal, que incluye factores macroeconómicos y características específicas de los países, observó que los resultados obtenidos sustentan esta hipótesis.

En Rowland (2005), trabajo que continúa la investigación realizada por Rowland et al. (2004), el autor considera una muestra de 29 países emergentes para identificar los determinantes del spread¹⁰ y de la solvencia. Señala que, en un determinado momento del tiempo, dos mercados de similar riesgo de crédito deberían transar al mismo spread con respecto al Tesoro de Estados Unidos y, por ende, tener el mismo nivel de solvencia. Sin embargo, en diferentes momentos del tiempo, manteniendo constante su nivel de solvencia, estos países deberían transar a un nivel diferente de spread, ya que los inversionistas van a demandar diferentes premios, lo cual define como el "sentimiento de mercado", y se calcula como la compensación demandada en promedio por el mercado para tomar una unidad adicional de riesgo, estando esto estrechamente relacionado a la aversión al riesgo. El autor encuentra que las variables PIB per cápita, crecimiento del PIB e inflación resultaron las únicas significativas y con los signos esperados. Por su parte, al estimar como variable dependiente el rating soberano con datos de S&P y Moody's, los resultados no difieren significativamente de los obtenidos por Cantor y Packer (1996) a pesar de que la muestra sólo incluye en la muestra economías emergentes.

En Daniels et al. (2005) se investiga el impacto de cambios en la clasificación de rating sobre el spread de los CDS y el precio de los bonos corporativos. Mediante un estudio de eventos, considerando una muestra que incluye 59 downgrades y 11 upgrades de 41 firmas y, tomando como variables explicativas el spread corporativo y el CDS, los autores comprueban que los cambios en el rating son anticipados por ambos mercados, además de la existencia de asimetrías en el efecto observado ante eventos de recorte y mejora de rating. Sus resultados sugieren que, frente a cambios en el rating, los CDS reaccionan significativamente más rápido que los spreads corporativos.

Shen et al. (2010) señalan ser uno de los primeros autores en utilizar series de tiempo para investigar la interdependencia entre el rating soberano y los CDS, además de comprobar si ambos indicadores de riesgo convergen entre sí. Los autores utilizan un modelo de corrección de errores (Engle y Granger, 1987) para 31 países entre enero de 2000 y febrero de 2010, utilizando los CDS a 5 años. Los resultados sugieren que el rating y los CDS serían interdependientes en el largo plazo y que ambas series generalmente convergerían en el corto plazo (con causalidad bidireccional). Con ello,

¹⁰ Utilizando el Emerging Market Bond Index Global Composite elaborado por JP Morgan, el cual se construye a través del promedio ponderado de los spreads de los bonos individuales denominados en dólares estadounidenses de un mercado emergente específico.

los autores infieren que ambos indicadores estarían interpretando la misma información, pero a velocidades distintas, por lo que se desempeñaría como complementarios.

Ismailescu y Kazemi (2010), implementaron un estudio de eventos usando datos diarios entre el 2 de enero de 2001 y el 22 de abril de 2009 para analizar el efecto de anuncios de rating de S&P sobre el valor de los CDS corporativos a 5 años denominados en dólares estadounidenses de un conjunto de 22 países emergentes, y la capacidad que tiene el mercado de CDS para anticiparse a estos anuncios. En particular, evalúan la hipótesis de que los mercados de CDS son eficientes, por lo que los anuncios de cambio de rating no afectarían su valor, siendo estos cambios anticipados por el mercado.

En línea con la literatura previa, realizan una transformación de la escala de S&P, en donde $AAA = 17$ y SD (*default selectivo*) = -1 , asignándole un valor de 0 a la categoría *NM* (*no significativo*), correspondiente a países con *default* o *default selectivo*. Adicionalmente, realizan un descuento de 0,5 cuando el país se encuentra con Outlook negativo y un premio de igual magnitud si este es positivo. Con esto, se mide el cambio del valor del CDS frente a cambios de rating, estableciéndose como ventana del evento el periodo $[-1,1]$, donde el evento de crédito corresponde al día cero. Los autores, además, realizan un ajuste a la variable de cambio en el CDS, quedando construida como la diferencia entre el cambio del CDS soberano en la ventana de evento y el cambio calculado para un portafolio balanceado creado con todas las entidades de referencia de la muestra. Sus resultados muestran que un evento de rating positivo disminuye en promedio 11pb el CDS (ajustado) entre el día previo y el día posterior, mientras que un evento negativo de rating aumenta en promedio 67pb el CDS (ajustado) en el mismo periodo.

Al examinar la reacción del mercado de CDS como cambio porcentual en el periodo de interés, los autores observaron que, en general los CDS reaccionan de manera inmediata frente a eventos de rating positivos, lo cual sustenta la existencia de nueva información incluida en los anuncios de rating (esto se cumple incluso considerando el CDS ajustado o diferenciando entre *upgrades* y *outlooks*). En contraste con lo anterior, observaron que el mercado de CDS reacciona débilmente frente a eventos negativos de rating, lo cual es sugeriría la existiría muy poca o nula información en este tipo de eventos. Sin embargo, estos resultados podrían estar explicados producto de que el mercado estaría internalizando información anteriormente a que se haga el anuncio, lo cual reduciría el efecto en el periodo de referencia. En este contexto, los autores testean sus resultados en las ventanas de eventos de $[-30, -1]$, $[-60, -31]$ y $[-90, -61]$. Con esto, se observa que una parte importante de los *upgrades* son precedidos al menos con un mes de plazo por una caída de los CDS, lo cual sugiere que estos eventos serían anticipados por el mercado. Grande y Parsley (2005) argumentan que los eventos positivos de rating tienen una mayor probabilidad de ser anticipados por parte del mercado que los eventos negativos, debido que existen mayores incentivos para los gobiernos de difundir noticias favorables hacia las agencias clasificadoras de riesgo. Sin embargo, los autores observaron que el incremento de los CDS es incluso superior en los días precedentes a un evento negativo de rating. Aproximadamente un 83% de los *downgrades* son precedidos por alzas en el mercado de CDS, mientras que sólo un 70% de los *upgrades* son precedidos por caídas de estos activos.

En una segunda fase, y en línea con este trabajo, los autores intentan determinar si los cambios en los CDS son suficientes para predecir cambios de rating, implementando un modelo *logit*. Para ello,

los autores identifican los meses en que ocurre un evento de rating y lo asocian a la variación del CDS del mes previo. El cambio del CDS es definido como la diferencia entre el valor del activo al último y al primer día de dicho mes. En los casos en que se observen dos eventos en meses consecutivos, los autores eliminan el segundo evento, debido a que este estaría contaminado por el efecto del primero. Así, comprueban que los cambios del valor de los CDS permiten predecir de mejor manera *downgrades* en comparación a los *upgrades*. Esto confirmaría las primeras conclusiones, que sostenía una mejor capacidad del mercado de anticiparse a eventos negativos que positivos.

Uno de los trabajos más recientes, corresponde al de Binici y Hutchison (2018), quienes investigaron acerca de la reacción del mercado en los CDS soberanos frente a cambios de rating anunciados por parte de las clasificadoras de riesgo, después de controlar por condiciones macroeconómicas y la existencia de un *Watch* o *Outlook* precedente al cambio de rating. Las variables macroeconómicas de control utilizadas corresponden a los índices bursátiles, S&P Goldman Sacks Commodity Price Index, precio del petróleo, índice VIX e inflaciones de cada país. En este trabajo, en línea con lo planteado por Binici y Hutchison (2008), se controla por las condiciones macroeconómicas iniciales (detalle en la sección V, donde se presentan las pruebas de robustez). Sin embargo, siguiendo lo planteado por Cantor y Packer (1996), Rowland (2005) y Afonso et al. (2006), se utilizó el rating inicial de cada país como *proxy* de las condiciones macroeconómicas al inicio de cada periodo.

Los autores implementaron un panel dinámico de efectos fijos utilizando datos de frecuencia mensual comprendidos entre enero de 2004 y agosto de 2012 para 56 países tanto desarrollados como emergentes. Además, realizan una conversión de la escala alpha-numérica utilizada por las clasificadoras de riesgo a una escala numérica, en donde $AAA = 25$, $AA+ = 24$, y así sucesivamente. En el modelo, el rating de un país fue definido (al igual que en este trabajo) como el promedio entre el rating asignado por parte de las tres grandes clasificadoras de riesgo. Así, este trabajo se diferencia de gran parte de la literatura previa que implementa una metodología de estudio de eventos con datos de frecuencia diaria, lo cual le permite explorar los efectos macroeconómicos y dinámicos, así como los ajustes de largo plazo.

Con esto, los autores observaron que la mayor respuesta de los CDS se presenta cuando los bonos se encuentran sin revisión de su rating por parte de las clasificadoras (sin *Outlook* ni *Watch*), debido a que el mercado no estaría interiorizando un *downgrade*. Entretanto, cuando el cambio de rating se encuentra precedido por un *Outlook*, los autores comprueban que existe un movimiento del CDS, aunque menor al caso en que no existe el anuncio de revisión. Finalmente, cuando el anuncio de cambio de rating está precedido por un *Watch*, los autores no encuentran evidencia de un cambio significativo del CDS. Esto se explica debido a que es más probable que ocurra un cambio de rating en los casos que un país se encuentra con *Watch* crediticio en comparación a un *Outlook*, y, evidentemente, el cambio de rating es aún menos probable en los casos en que no se encuentra precedido por estos anuncios de revisión.

III. Datos y Modelo Econométrico

Siguiendo a Cantor y Packer (1996), podemos estimar:

$$(1) \ln CDS_{i,t} = \beta_{0,t} + \beta_{1,t} Rating_{i,t} + \varepsilon_{i,t}$$

donde $CDS_{i,t}$ corresponde al *credit default swap* a 10 años del país i al término del mes t y $Rating_{i,t}$ es una transformación de las clasificaciones de deuda soberana. Esta transformación utiliza una escala secuencial donde de $Aaa/AAA = 0$, $Aa1/AA + = 1$ y así sucesivamente hasta $Caa1/CCC + = 16$ para cada una de las clasificaciones de deuda de Moody's, Fitch y Standard and Poor's, para luego promediarlas. El uso de esta variable y su transformación ha sido ampliamente utilizada en la literatura previa¹¹ y, de acuerdo a Cantor y Packer (1996), ésta resumiría eficientemente la información contenida en diferentes indicadores macroeconómicos utilizados en conjunto.

Además, $\varepsilon_{i,t}$ corresponde al spread entre el logaritmo del CDS observado y su valor estimado en función de la clasificación de deuda de la muestra de países en el período t . De esta forma, si $\varepsilon_{i,t} > 0$, el CDS del país i estaría sobre el de sus pares de clasificación de deuda en el mes t , y viceversa.

Para evaluar el poder predictivo de los CDS relativo a la clasificación de deuda, se estima un probit con datos de panel de efectos aleatorios:

$$(2) D(\text{downgrade}_{i,t}) = f[\hat{\varepsilon}_{i,t}]$$

$$(3) D(\text{upgrade}_{i,t}) = f[\hat{\varepsilon}_{i,t}]$$

donde $f(\cdot)$ corresponde a la función de distribución de la probabilidad de ocurrencia del evento (que distribuye normal estándar), $D(\text{downgrade}_{i,t})$ es una variable binaria que toma el valor de 1 si el país i tuvo un recorte en su clasificación de deuda de alguna de las clasificadoras de deuda en el rango comprendido entre $t - 1$ y $t - 6$, inclusive (de manera similar para $D(\text{upgrade}_{i,t})$). En los casos en que más de una clasificadora realice un cambio de rating en periodos cercanos de tiempo y las ventanas de dichos eventos se traslapen, esta investigación no realizó una diferenciación entre estos y casos en que sólo se evalúa un cambio de rating. Entretanto, la variable dependiente corresponde al error estimado en el primer modelo, $\hat{\varepsilon}_{i,t}$.

Este modelo toma como referencia los trabajos de Ismailescu y Kazemi (2010) y Daniels et al. (2005), los que sostienen que el CDS tiene poder predictivo sobre cambios en la clasificación de deuda soberana. Sin embargo, al usar $\varepsilon_{i,t}$ en vez del valor absoluto del CDS, el modelo toma como información las discrepancias entre la clasificación de deuda del país y la de sus pares de igual clasificación, por lo que un incremento de éstas (en valor absoluto) anticiparía una acción crediticia.

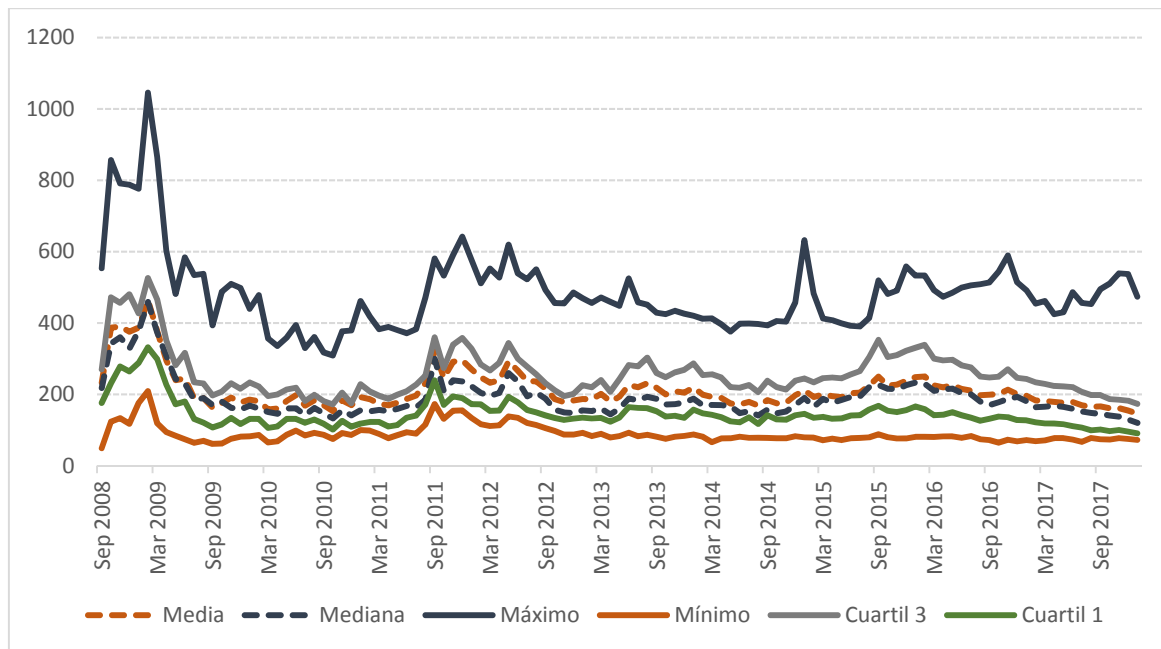
Para las estimaciones se utilizaron datos mensuales de los CDS soberanos a 10 años y de las clasificaciones de deuda soberana de Moody's, Fitch y Standard and Poor's para el periodo entre

¹¹ Cantor y Packer (1996); Afonso, Gomes y Rother (2006); Afonso, Gomes y Rother (2011); Bruha, Karber, Pierluigui y Setzer (2017); Daniels y Jensen (2005); Rowland (2005); entre otros.

septiembre de 2008 y enero de 2018, considerando un total de 27 países emergentes¹² (3.051 observaciones).

El Gráfico 1 presenta la evolución de algunos estadísticos de los CDS a través del tiempo. Se observa un incremento significativo de las medidas de tendencia central y un aumento en su dispersión en 2 ocasiones, períodos que corresponden a la crisis *subprime* (septiembre 2008- septiembre 2009) y la amenaza de contagio de la crisis de deuda europea (abril 2011-noviembre 2012).

Gráfico 1. Comportamiento de la media, mediana, cuartil 1 y 3, máximo y mínimo de los CDS a 10 años a través del tiempo



La Tabla 1 muestra el porcentaje de clasificaciones de deuda para la muestra de países en el total del período y por diferentes períodos. Se observa que el porcentaje de países con clasificación AA aumentó a pesar de los periodos de crisis, mientras que el de aquellos que no tienen grados de inversión disminuyeron. Ello no se condice con los datos observados de los CDS, en donde en periodos de crisis los CDS tendieron a aumentar. Esta evidencia sugiere que las clasificadoras de riesgo no son capaces de anticipar cambios en los niveles de riesgo con la misma velocidad que los mercados financieros. Sin embargo, esto también podría deberse a que, en periodos de mayor volatilidad, la aversión al riesgo aumenta y, por ende, los inversionistas exigirían una mayor prima por riesgo (*market sentiment*), sin que necesariamente el riesgo efectivo aumente. En este caso, las clasificadoras no tendrían razón para realizar cambios de rating. Estas observaciones corresponden

¹² Abu Dabi, Brasil, Bulgaria, Chile, China, Colombia, Croacia, Estonia, Hungría, Indonesia, Letonia, Líbano, Malasia, México, Marruecos, Panamá, Perú, Filipinas, Polonia, Rusia, Eslovaquia, Eslovenia, Sudáfrica, Corea del Sur, Tailandia, Turquía y Vietnam.

a una primera aproximación, lo cual debe ser evaluado para comprobar lo que hay realmente detrás de esta situación.

Durante el período muestral se presentaron 99 recortes y 105 mejoras en las clasificaciones de deuda soberana. Del total, 20 países mostraron recortes, 23 mostraron mejoras, 18 experimentaron ambas y sólo 2 países no presentaron cambios en la clasificación. Además, la muestra incluye cinco recortes de dos *notch* de clasificación, un recorte de tres *notch* y cuatro mejoras de dos *notch*. En esta investigación no se realizó una diferenciación por la cantidad de *notches* en que varía el rating. El detalle de los movimientos de rating por país y por agencia clasificadora se encuentra en el Anexo 2. La Tabla 2 muestra algunas características de las variables binarias $D(\text{downgrade}_{i,t})$ y $D(\text{upgrade}_{i,t})$.

Tabla 1: Porcentaje de clasificaciones por familia. Total del período de tiempo y por períodos

	Familia AA	Familia A	Familia BBB	Sin grado de inversión
Total del período	11%	24%	40%	25%
En la crisis <i>subprime</i>	7%	27%	34%	32%
Entre crisis <i>subprime</i> y crisis griega	9%	25%	38%	28%
Durante la amenaza de contagio de la crisis de deuda europea	10%	24%	43%	23%
Después de la amenaza de contagio de la crisis de deuda europea	13%	23%	41%	24%

Tabla 2. Características de $D(\text{downgrade}_{i,t})$ y $D(\text{upgrade}_{i,t})$

	$D(\text{downgrade})$		$D(\text{upgrade})$	
	N°	Porcentaje	N°	Porcentaje
0	2.576	89,2%	2.444	84,6%
1	313	10,8%	445	15,4%
Total	2.889	100%	2.889	100%

Tomando en consideración que la variable dependiente considera los seis periodos anteriores y que no es posible conocer los movimientos de rating que ocurrirán 6 meses en adelante, se truncó el panel de datos en la parte más reciente. Así, la muestra en esta etapa considera el periodo comprendido entre septiembre de 2008 y julio de 2017.

IV. Resultados

IV.1. Fase 1: Estimación de los CDS en función de su rating

De las estimaciones de la ecuación (1) para cada uno de los 113 periodos, se construyeron los vectores $\hat{\beta}_0^{13}$ y $\hat{\beta}_1$. Los gráficos 2a y 2b muestran la evolución de los coeficientes a través del tiempo, mientras que el gráfico 2c muestra la comparación entre el valor estimado del CDS de un país AAA y un país BBB – y su spread.

Se puede observar en los gráficos que en periodos de alta volatilidad de los mercados financieros (como la crisis *subprime*, entre septiembre 2008 y septiembre 2009, y amenaza de contagio de la crisis de deuda europea, entre abril 2011 y noviembre 2012) el nivel de riesgo de todos los países, incluidos aquellos países de mayor clasificación, aumenta de manera relevante. Ello, sin embargo, no se reflejó necesariamente en un incremento en los spreads¹⁴ entre los CDS de mejor clasificación y el umbral de los que tienen grado de inversión. Además, se observa un incremento de los spreads en el 2013, fecha que coincide con el *tapper tantrum*. Por último, en los últimos años, se observa una compresión de los spreads.

Ambos coeficientes mostraron signos positivos y resultaron significativos al 1% de significancia para todo el periodo de interés, mientras que el modelo resultó significativo al 1% de significancia en un 93,8% de los periodos (en 7 periodos no resultó significativo a este nivel, los cuales se ubican en los momentos de crisis). La Tabla 3 muestra un resumen de los resultados obtenidos por los test t de los coeficientes y test F del modelo. Los gráficos del Anexo 3 muestran la evolución de los estadísticos a través del tiempo.

¹³ Cabe destacar que $\beta_{0,t}$ representa una transformación logarítmica del CDS de un país con máxima clasificación de deuda soberana en el momento t . En la escala numérica de las clasificaciones utilizada, se le asigna el valor de 0 a los países cuya clasificación es AAA. Con ello, de la ecuación (1) se puede deducir que

$$\ln \widehat{CDS}_{i,t} = \beta_{0,t} \mid Rating_{1,t} = AAA$$

por lo que $\widehat{CDS}_{i,t} = e^{\beta_{0,t}}$.

¹⁴ El spread estimado de los CDS entre una economía emergente AAA y una BBB – está dado por la ecuación:

$$CDS_{i,t} \mid (Rating_{i,t} = AAA) - CDS_{i,t} \mid (Rating_{i,t} = BBB -) = e^{\beta_{0,t}} (1 - 9e^{\beta_{1,t}})$$

Gráfico 2a. Comportamiento del coeficiente $\hat{\beta}_{0,t}$ a través del periodo de interés.

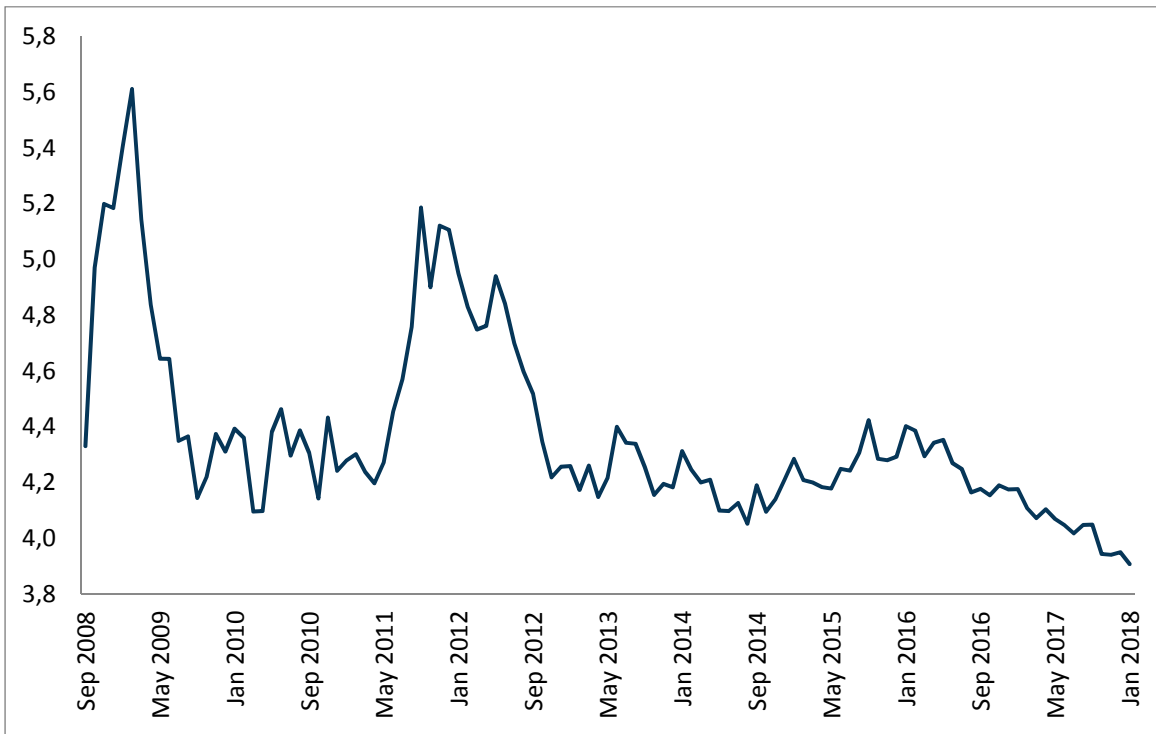


Gráfico 2b. Comportamiento del coeficiente $\hat{\beta}_{1,t}$ a través del periodo de interés.

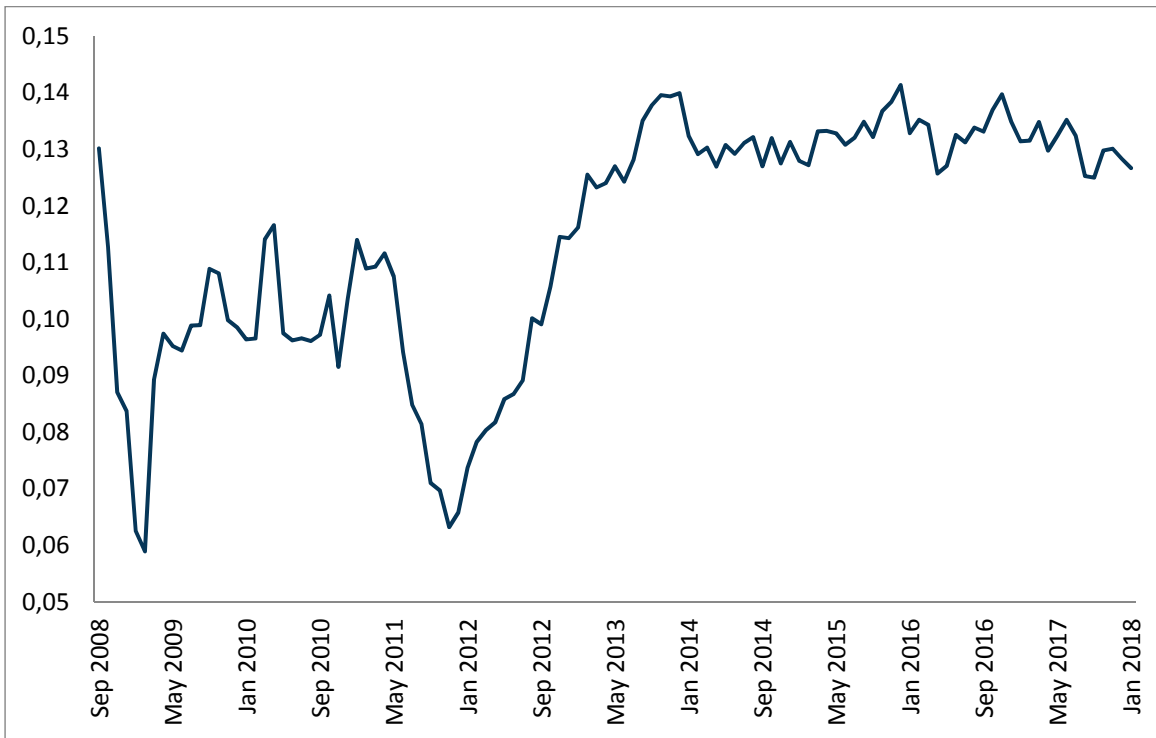


Gráfico 2c. CDS a 10 años estimado para un país AAA, uno BBB – (y spread entre ambos).

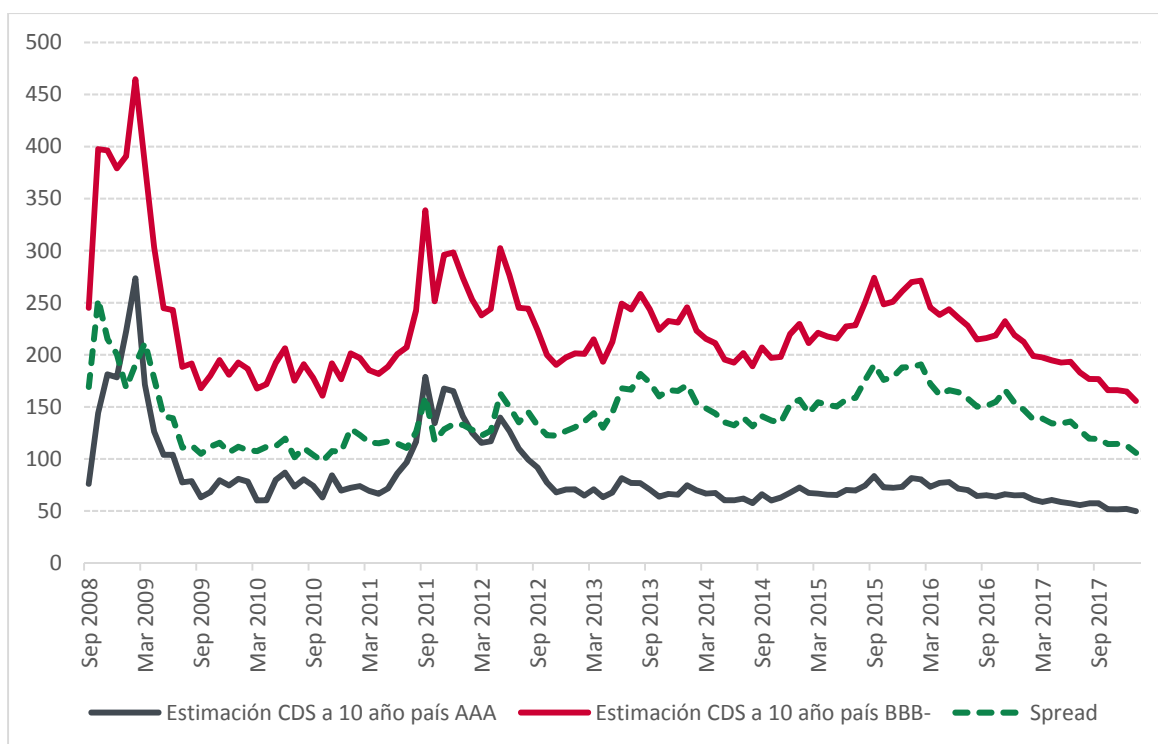
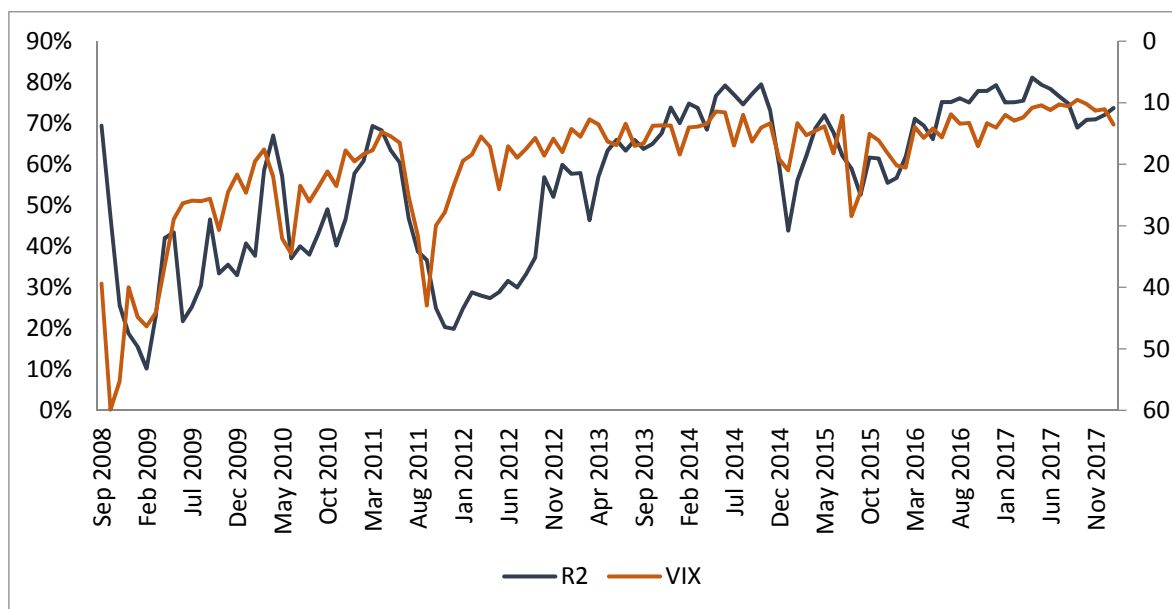


Tabla 3. Resumen de los resultados obtenidos por los test t y test F.

	<i>test t</i>		<i>test F</i>
	$\hat{\beta}_{0,t}$	$\hat{\beta}_{1,t}$	
Porcentaje de veces significativo al 10%	100%	100%	99,1%
Porcentaje de veces significativo al 5%	100%	100%	99,1%
Porcentaje de veces significativo al 1%	100%	100%	93,8%

El modelo (1) mostró un R^2 de 56% promedio en el período. Sin embargo, si se compara el periodo previo a diciembre de 2012 y el periodo precedente, el R^2 obtenido aumenta desde 40% a 69%. El Gráfico 3 muestra la evolución del R^2 y del VIX (indicador de la volatilidad implícita del S&P500), variables que presentan un coeficiente de correlación entre el R^2 de -0,65, por lo que podemos suponer que en tiempos de mayor volatilidad la clasificación de deuda pierde relevancia en el mercado de los CDS.

Gráfico 3. Evolución del R^2 y del VIX.



Respecto a los resultados obtenidos para un AAA emergente teórico¹⁵ y su comparación con los AAA de economías desarrolladas, se presentan las Tablas 4 y 5. Se observa que los CDS de este conjunto de países se ubican bajo la estimación de un CDS emergente de máxima clasificación en 91,9% de las ocasiones, y en 82,9% de las ocasiones dos desviaciones estándar bajo la estimación. Estos resultados sugieren que el mercado valoraría los CDS de países desarrollados con diferentes criterios a la valoración realizada para países emergentes. En el Anexo 4 se presenta la evolución en el tiempo del CDS estimado de un país emergente AAA y la comparación con un conjunto de países desarrollados AAA.

Tabla 4. Estadísticos de un conjunto de países desarrollados AAA y la estimación de un emergente AAA.

	Emergente AAA estimado	Suecia	Noruega	Suiza*	Alemania	Dinamarca**	Holanda	Australia
Media	84,5	47,7	33,7	53,2	53,9	57,6	63,8	57,6
Mediana	71,6	41,7	32,0	49,2	44,5	47,3	53,0	63,9
Máximo	273,4	141,4	62,6	169,2	138,3	162,4	149,9	176,9
Mínimo	49,8	22,5	13,5	24,3	16,2	25,6	20,3	31,1
Cuartil 1	65,1	34,0	28,0	44,1	37,4	41,0	42,8	51,7
Cuartil 3	81,6	50,0	36,5	57,7	64,5	57,3	80,5	75,8

Nota: *Desde enero de 2009; ** Desde junio de 2009.

¹⁵ En la muestra, la mayor clasificación promedio de deuda corresponde a un AA, ostentan por: i) Abu Dabi (S&P: AA/ Fitch: AA/ Moody's: Aa) durante todo el periodo de interés; y ii) Eslovenia (S&P: AA/ Fitch: AA/ Moody's: Aa) entre septiembre de 2008 y agosto de 2011.

Tabla 5. Comparación entre estimación del CDS a 10 años de un país AAA y el valor observado de un conjunto de países AAA.

	Suecia	Noruega	Suiza	Alemania	Dinamarca	Holanda	Australia
> +2 Desv. Est.	0	0	0	0	0	2	0
+2 Des. Est./+1 Des. Est.	0	0	0	2	1	9	1
+1 Desv. Est./AAA Estimado	0	0	1	8	7	14	18
AAA Estimado/-1 Desv. Est.	0	0	7	10	11	13	29
-1 Desv. Est./-2 Desv. Est.	7	0	23	17	16	9	27
< -2 Desv. Est.	106	113	78	76	69	66	38
Total	113	113	109	113	104	113	113
> +2 Desv. Est.	0%	0%	0%	0%	0%	1.8%	0%
+2 Des. Est./+1 Des. Est.	0%	0%	0%	1.8%	1.0%	8.0%	0.9%
+1 Desv. Est./AAA Estimado	0%	0%	0.9%	7.1%	6.7%	12.4%	15.9%
AAA Estimado/-1 Desv. Est.	0%	0%	6.4%	8.8%	10.6%	11.5%	25.7%
-1 Desv. Est./-2 Desv. Est.	6.2%	0%	21.1%	15.0%	15.4%	8.0%	23.9%
< -2 Desv. Est.	93.8%	100%	71.6%	67.3%	66.3%	58.4%	33.6%
Total	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%

Con todo, se construye la matriz de desalineamientos, $\hat{\varepsilon}$. Esta corresponde a la diferencia entre el logaritmo natural del CDS observado y dicho valor estimado para cada uno de los países de la muestra (ecuación 4):

$$(4) \hat{\varepsilon}_{i,t} = \ln(CDS_i) - \ln(\widehat{CDS}_i)$$

En la segunda etapa de estimación, se estimó la probabilidad de que una de las tres grandes clasificadoras de riesgo decida realizar un *downgrade* o *upgrade* del rating soberano, utilizando como variable explicativa el error estimado en la primera etapa, es decir, el término $\hat{\varepsilon}_{i,t}$.

IV.2. Fase 2: Modelo probit con datos de panel

Se evaluó el poder predictivo de los CDS relativo a la clasificación de deuda utilizando el modelo probit descrito en la sección III. En particular, se analizó si existe información en los desalineamientos de los CDS soberanos a 10 años con respecto a países que poseen similar rating soberano. Para esto, se utiliza el error estimado en el modelo de regresión lineal ($\hat{\varepsilon}_{i,t}$). Además, se realizan un conjunto de pruebas de robustez de los resultados obtenidos: controlando por el nivel de rating al inicio del periodo (lo cual es utilizado como *proxy* de las condiciones macroeconómicas iniciales), utilizando diferentes especificaciones del error, diferentes ventanas para los eventos y, finalmente, utilizando una variable *dummy* igual a 1 si el país tiene grado especulativo y cero si

cuenta con grado de inversión (para comprobar si la variable de interés entrega mayor información para un grupo).

La estimación base consiste en un modelo probit con efectos aleatorios y datos de panel para el mismo periodo del modelo de regresión lineal, pero truncado en los datos más recientes, ya que no es posible conocer que cambios de rating ocurrirán seis meses en adelante. Así, el periodo quedó restringido entre septiembre de 2008 y julio de 2017 (2.889 observaciones). La variable dependiente corresponde a la *dummy* de cambio de rating soberano (*downgrade* o *upgrade*). En la estimación de la probabilidad de *downgrades*, se realiza un truncamiento del término error igualando a cero todos aquellos valores negativos. El motivo de este procedimiento corresponde a que aquellos CDS que se encuentren comparativamente bajo sus pares, deberían tener una probabilidad de recibir un recorte de clasificación tendiendo a cero. Equivalentemente, en la estimación de la probabilidad de *upgrades* el truncamiento se realiza igualando todos los valores positivos a cero.

$$\hat{\varepsilon}_{i,t}^d = 0 \quad \forall \hat{\varepsilon}_{i,t} < 0$$

$$\hat{\varepsilon}_{i,t}^u = 0 \quad \forall \hat{\varepsilon}_{i,t} > 0$$

En el caso de la probabilidad de *downgrade*, los resultados se presentan en la Tabla 6:

Tabla 6. Resultados modelo probit en casos de *downgrades*.

	<i>Coficiente</i>	<i>Desviación estándar</i>	<i>P-value</i>
$\hat{\beta}_{0,t}$	-1,748	4,7%	0.000
$\hat{\beta}_{1,t}$	3,070	16,5%	0.000
<i>McFadden R²</i>	19,3%	-	-
<i>test LR</i>	382.0	-	0.000

La estimación mostró que los coeficientes resultaron significativos al 1%, mientras que el signo positivo del coeficiente que acompaña a la variable $\hat{\varepsilon}_{i,t}$ ($\hat{\beta}_{1,t}$) se ubicó en línea con lo esperado *ex ante*. Esto último sugiere que, mientras más desalineado (por sobre) se encuentre el CDS comparativamente con respecto a países de igual rating, mayor sería la probabilidad internalizada por el mercado de que las agencias clasificadoras de riesgo realicen un recorte de rating. Además, el estadístico de la prueba de razón de verosimilitud (*test LR*) muestra que el modelo es significativo al 1% (el Anexo 5 muestra los resultados del *test* de Andrews y Hosmer-Lemeshow).

La Tabla 7 presenta los resultados relativos a la predictibilidad del modelo de *downgrade*, considerando un umbral de corte del 50%. Lo anterior quiere decir que, cuando la función de probabilidad estimada supere dicho umbral, el modelo esperará un recorte de rating por parte de alguna de las agencias clasificadoras.

Tabla 7. Predictibilidad del modelo de *downgrade*.

	$D(\text{downgrade}_{i,t}) = 0$	$D(\text{downgrade}_{i,t}) = 1$	Total
Total	2.576	313	2.889
Correctos	2.542	67	2.609
Incorrectos	34	246	280
% Correctos	98,7%	21,4%	90,3%
% Incorrectos	1,3%	78,6%	9,7%
Ganancia total*	-	-	1,14
Porcentaje de ganancia**	-	-	10,5%

Nota: * Mejora en puntos porcentuales con respecto al modelo de probabilidad constante;

**Porcentaje de mejora con respecto al modelo de probabilidad constante.

Los resultados sugieren que el modelo es capaz de predecir correctamente un 98,7% de los casos en que no ocurren recorte y en un 21,4% de los casos en que efectivamente ocurrieron recortes. Con esto, el modelo original en términos generales predice correctamente en un 90,3% de los periodos. En comparación con el modelo de probabilidad constante (el cual considera que nunca ocurrirían recortes), el modelo base mejoró en 1,14pp el porcentaje de aciertos, equivalente a reducir en un 10,5% el porcentaje de incorrectos.

En cuanto a los resultados del modelo probit para los eventos de *upgrades*, la Tabla 8 los presenta:

Tabla 8. Resultados modelo probit en casos de *upgrades*.

	Coefficiente	Desviación estándar	P-value
$\hat{\beta}_{0,t}$	-1,341	4,1%	0.000
$\hat{\beta}_{1,t}$	-2,392	16,5%	0.000
McFadden R^2	5,9%	-	-
test LR	147,4	-	0.000

En línea con los resultados anterior, se observa que los coeficientes resultaron significativos al 1%, mientras que el coeficiente que acompaña a la variable de interés mostró el signo esperado. El signo negativo de este último sugiere que mientras más bajo en comparación a sus pares se encuentra el CDS de un país (mayor sea en valor absoluto), mayor será la probabilidad de que ocurra una mejora de clasificación. El test de razón de verosimilitud mostró que el modelo en su conjunto resultó significativo al 1%, a pesar de que tanto el estadístico de este test como el R^2 de McFadden son menores al modelo de *downgrades* (el Anexo 5 muestra los resultados del test de Andrews y Hosmer-Lemeshow).

La Tabla 9 muestra el número de predicciones correctas e incorrectas del modelo, utilizando el mismo umbral de corte que el modelo de *downgrades*:

Tabla 9. Predictibilidad del modelo de *upgrade*

	$D(\text{upgrade}_{i,t}) = 0$	$D(\text{upgrade}_{i,t}) = 1$	Total
Total	2.444	445	2.889
Correctos	2.435	3	2.438
Incorrectos	9	442	451
% Correctos	99,6%	0,7%	84,4%
% Incorrectos	0,4%	99,3%	15,6%
Ganancia total*	-	-	-0,21
Porcentaje de ganancia**	-	-	-1,4%

Nota: * Mejora en puntos porcentuales con respecto al modelo de probabilidad constante;

**Porcentaje de mejora con respecto al modelo de probabilidad constante.

Los resultados obtenidos mostraron que el modelo es capaz de acertar en un 99,6% de los periodos en que no se realizan mejoras de clasificación, pero sólo en un 0,7% de los casos en que se realiza un *upgrade*. Con esto, el modelo mostró una pérdida de 0,21pp en el porcentaje de predicciones correctas en comparación al modelo de probabilidad constante, equivalente a aumentar las predicciones incorrectas en un 1,4%. Una primera interpretación a este resultado es que el mercado pondría mayor atención a los posibles recortes de clasificación, en comparación a las potenciales mejoras. En las pruebas de robustez se evalúa si este resultado cambia frente a diferentes especificaciones y supuestos del modelo.

La predictibilidad de ambos modelos se realizó con un umbral de corte del 50%. Es decir, cuando el modelo entrega una probabilidad superior a este umbral entregará como resultado un “uno” (cambio de rating). Sin embargo, de acuerdo a Greene (2002), en casos en que la muestra sea no balanceada, es decir, que contiene significativamente más “ceros” que “unos”, como ocurre en esta investigación, la predictibilidad de “unos” por parte de los modelos será mucho más compleja. Así, por ejemplo, si la muestra contiene tan sólo 10% de “unos”, será muy complejo alcanzar un 20% de aciertos en los periodos que ocurra el evento de interés. Las Tablas 10a y 10b muestran los resultados de los modelos utilizando diferentes umbrales, en los casos de *downgrades* y *upgrades*, respectivamente.

En ambos casos, de acuerdo a lo esperado *a priori*, el porcentaje de aciertos de “unos” mejora considerablemente al utilizar un umbral de corte más cercano al porcentaje de “unos” que constituyen la muestra, mientras que, a pesar de la caída del porcentaje de aciertos en los casos en que no ocurre el evento, este se mantiene en un nivel alto. En el umbral de corte óptimo de cada modelo, el mayor porcentaje de acierto de “unos” más que compensa el menor porcentaje de aciertos de “ceros”.

Se observó que el desempeño de los modelos, tanto de *downgrade* como *upgrade*, se deterioraron a medida que se redujo el umbral de corte desde el 50% inicial hasta asumir un 20%. Sin embargo, cuando se consideró un umbral de 10% para *downgrades* y de 15% para *upgrades*, ambos modelos mejoraron significativamente. El modelo *downgrade* obtuvo un incremento del porcentaje de aciertos de “unos” desde 21,4% del modelo base hasta un 69,0%, más que compensando la caída desde 98,7% a 76,4% de aciertos de “ceros”. Con todo, el modelo en conjunto superó al modelo de

probabilidad constante en 64,8pp, equivalente a una reducción de errores de 72,6%. Por su parte, en el caso de los *upgrades*, el porcentaje de aciertos de “unos” aumentó desde 0,7% a 62,9%, más que compensando la caída desde 99,6% a 67,6% de los aciertos de “ceros”. El modelo en su conjunto superó al modelo de probabilidad constante en 51,4pp, equivalente a un 60,8% menos de respuestas incorrectas. Estos resultados se encuentran en línea con lo propuesto por Greene (2002), ya que el porcentaje de “unos” es de 10,8% en el panel de *downgrades* y de 15,4% en el de *upgrades*.

Estas especificaciones se consideraron como los modelos base, tomando como referencia los umbrales que maximizan las ganancias con respecto al modelo de probabilidad constante. Si bien estas especificaciones disminuyen el porcentaje de aciertos de “ceros” (con respecto al umbral del 50%), esto resulta compensado por el mayor porcentaje de aciertos de “unos”, lo que permite incrementar la ganancia total y la disminución de respuestas incorrectas en relación al modelo de probabilidad constante. Las pruebas de robustez serán aplicadas sobre estas especificaciones.

Tabla 10a. Sensibilidad del modelo de *downgrades* frente a variaciones del umbral de corte.

	50%			40%			30%			20%			10%		
	D=0	D=1	Total	D=0	D=1	Total	D=0	D=1	Total	D=0	D=1	Total	D=0	D=1	Total
TOTAL	2.576	313	2.889	2.576	313	2.889	2.576	313	2.889	2.576	313	2.889	2.576	313	2.889
CORRECTOS	2.542	67	2.609	2.520	79	2.599	2.465	109	2.574	2.328	160	2.488	1.968	216	2.184
INCORRECTOS	34	246	280	56	234	290	111	204	315	248	153	401	608	97	705
% CORRECTOS	98,7%	21,4%	90,3%	97,8%	25,2%	90,0%	95,7%	34,8%	89,1%	90,4%	51,1%	86,1%	76,4%	69,0%	75,6%
% INCORRECTOS	1,3%	78,6%	9,7%	2,2%	74,8%	10,0%	4,3%	65,2%	10,9%	9,6%	48,9%	13,9%	23,6%	31,0%	24,4%
GANANCIA TOTAL	-1,3	21,4	1,14	-2,2	25,2	0,8	-4,31	34,8	-0,1	-9,6	51,1	-3,1	76,4	-31,0	64,8
PORCENTAJE DE GANANCIA	-	21,4	10,5%	-	25,2	7,4%	-	34,8	-0,64%	-	51,1	-28,1%	76,4	-	72,6%

Tabla 10b. Sensibilidad del modelo de *upgrades* frente a variaciones del umbral de corte.

	50%			40%			30%			20%			15%			10%		
	D=0	D=1	Total	D=0	D=1	Total	D=0	D=1	Total	D=0	D=1	Total	D=0	D=1	Total	D=0	D=1	Total
TOTAL	2.444	445	2.889	2.444	445	2.889	2.444	445	2.889	2.444	445	2.889	2.444	445	2.889	2.444	445	2.889
CORRECTOS	2.435	3	2.438	2.404	20	2.424	2.289	55	2.344	1.906	199	2.105	1.651	280	1.931	1.327	364	1.691
INCORRECTOS	9	442	451	40	425	465	155	390	545	538	246	784	793	165	958	1.117	81	1.198
% CORRECTOS	99,6%	0,7%	84,4%	98,4%	4,5%	83,9%	93,7%	12,4%	81,1%	78,0%	44,7%	72,9%	67,6%	62,9%	66,8%	54,3%	81,8%	58,5%
% INCORRECTOS	0,4%	99,3%	15,6%	1,6%	95,5%	16,1%	6,3%	87,6%	18,9%	22,0%	55,3%	27,1%	32,5%	37,1%	51,4%	45,7%	18,2%	41,5%
GANANCIA TOTAL	-0,37	0,7	-0,2	-1,6	4,5	-0,7	-6,3	12,4	-3,5	-22,0	44,7	-11,7	67,6	-37,1	51,4	54,3	-18,2	43,1
PORCENTAJE DE GANANCIA	-	0,7	-1,4%	-	4,5	-4,5%	-	12,4	-	-	44,7	-	67,6	-	60,8	54,3	-	51,0%

V. Pruebas de robustez

En primer lugar, se evalúa el uso del rating soberano inicial (correspondiente al rezago de la variable *Rating*, es decir, $Rating_{i,t-1}$). En línea con los resultados de Cantor y Packer (1996), Rowland (2005) y Afonso et al. (2006), se consideró esta variable como *proxy* de las condiciones macroeconómicas de cada país en el momento inicial (Anexo 6).

En el caso del modelo de *downgrades*, los resultados no difieren de manera relevante del modelo original. Se mantiene la significancia y los signos de los coeficientes, mientras que el modelo en su conjunto mantiene su significancia. Además, el coeficiente que acompaña a la variable de control resulta positivo y significativo al 1%. Es decir, mientras más bajo es el nivel de rating a comienzo del periodo, mayor probabilidad de recorte de clasificación será internalizado por el mercado. Debido a que los países de menor clasificación serían más propensos a cometer un incumplimiento de sus pagos y tienen una mayor fragilidad en términos macroeconómicos, el resultado obtenido estaría dando cuenta de esta condición.

Además, se observó un leve aumento del R^2 de McFadden (desde 19,3% a 21,0%). Sin embargo, los resultados relativos a la predictibilidad del modelo mostraron un menor porcentaje de aciertos – tanto en los casos en que ocurren *downgrades* como en los que no ocurren-, y la ganancia comparativa al modelo de probabilidad constante cae (Anexo 6).

En lo relativo al modelo *upgrade*, los resultados son similares al caso de *downgrade*. Los coeficientes mantuvieron el signo y la significancia del modelo base, mientras que la variable rezagada del rating resultó positiva y significativa al 1%. El signo de esta variable resultó sorprendente y en contra de lo esperado *a priori*. Sin embargo, esto podría deberse a que, a países de peor rating, el mercado les asignaría una mayor probabilidad de cambio de su clasificación, ya sea para recibir *downgrade* o *upgrade*. Se profundiza en este resultado a través de otra prueba de robustez presentada en esta sección.

También se analiza la robustez de los resultados utilizando diferentes especificaciones de la variable explicativa (desalineamiento del CDS de un país con respecto a sus pares). Se proponen tres especificaciones diferentes para la variable: i) sin truncamiento cuando el error es negativo (para el modelo *downgrade*) o positivo (para el modelo *upgrade*); ii) la diferencia entre el valor del CDS observado y el valor teórico¹⁶; y iii) el error normalizado. Además, se incluyen los resultados controlando por el rating inicial.

¹⁶ Es decir, utilizando como variable independiente el término de error definido como:

$$\hat{\theta}_{i,t} = CDS_{i,t} - \exp(\hat{\varepsilon}_{i,t})$$

Las Tablas 11a y 11b muestran los resultados obtenidos para los eventos de recorte y mejora de clasificación, respectivamente:

Tabla 11a. Resultados modelo *downgrade* con cada especificación del error.

	ERROR SIN TRUNCAMIENTO		DIFERENCIAL CDS		ERROR NORMALIZADO	
	No Controlado	Controlado	No Controlado	Controlado	No Controlado	Controlado
$\hat{\beta}_{0,t}$	-1,469*	-1,995*	-1,635*	-1,897*	-1,580*	-2,048*
$\hat{\beta}_{1,t}$	2,325*	2,386*	0,009*	0,009*	0,622*	0,637*
RATING	-	0,065*	-	0,034*	-	0,058*
MCFADDEN R^2	19,4%	20,9%	17,9%	18,4%	9,2%	10,5%
TEST LR	384,2*	414,6*	355,5*	364,0*	182,8*	208,7*

Nota: *Significativos al 1% de significancia.

Tabla 11b. Resultados modelo *upgrade* con cada especificación del error.

	ERROR SIN TRUNCAMIENTO		DIFERENCIAL CDS		ERROR NORMALIZADO	
	No Controlado	Controlado	No Controlado	Controlado	No Controlado	Controlado
$\hat{\beta}_{0,t}$	-1,145*	-1,781*	-1,332*	-1,678*	-1,314*	-1,925*
$\hat{\beta}_{1,t}$	-1,871*	-1,933*	-0,013*	-0,011*	-0,589*	-0,605*
RATING	-	0,080*	-	0,048*	-	0,077*
MCFADDEN R^2	9,3%	11,6%	6,5%	7,4%	5,3%	7,7%
TEST LR	229,7*	288,9*	162,1*	183,0*	131,7*	190,0*

Nota: *Significativos al 1% de significancia.

Tanto para el modelo de *downgrades* como *upgrades*, los coeficientes mantienen su signo y su significancia, mientras que los modelos continúan siendo significativos. Destaca el resultado obtenido para el modelo de recorte de clasificación utilizando la especificación del error normalizado, en el cual disminuye el R^2 de McFadden y el estadístico del test de razón de verosimilitud en comparación a los otros modelos.

En el Anexo 7 se presentan las tablas con los resultados de la predictibilidad de los modelos. En cuanto al modelo *downgrade*, todas las especificaciones del error llevan a una ganancia por sobre los 60pp con respecto al modelo de probabilidad constante. Las especificaciones del error sin truncamiento y normalizado obtienen peores resultados (en cuanto a ganancia sobre el modelo de probabilidad constante), ya que la mayor cantidad de aciertos de “unos” no compensa la menor cantidad de aciertos de “ceros”. Por su parte, la especificación con diferencial de CDS mejora la ganancia desde 64,8pp del modelo base a 68,8pp, con el número de aciertos de “ceros” incrementado desde 76,4% a 81,1% y el acierto de *downgrades* cayendo desde 69,0% a 68,1%.

En cuanto al modelo de *upgrades*, los resultados son similares a los del modelo original. Al igual que en el caso de *downgrade*, todas las especificaciones entregan una ganancia significativa. Ordenados de manera decreciente en su desempeño, se ubica primero la especificación del error con

diferenciales de CDS (52,8pp), seguido por el modelo base (51,4pp), el error normalizado (50,6pp) y el sin truncamiento (46,5pp).

Como prueba adicional de robustez de los resultados obtenidos por el modelo original, se modificó el supuesto relativo al tiempo que le tomaría al mercado anticiparse a cambios de rating soberanos, mediante el uso de diferentes construcciones de la *dummy* de evento. En particular, se analizó una ventana de un periodo, $t - 1$, y una ventana de doce periodos, desde $t - 1$ a $t - 12$. Cabe destacar que para la especificación que considera una ventana de un solo periodo precedente, la muestra consideró el periodo comprendido entre septiembre de 2008 y diciembre de 2017 (3.024 observaciones), mientras que para la especificación que considera doce periodos hacia atrás se acotó la muestra entre septiembre de 2008 y enero de 2017 (2.727 observaciones). La razón es la misma por la cual se acotó la muestra con la ventana original. Los resultados se presentan en el Anexo 8.

Se comprueba que, tanto para el modelo *downgrade* como *upgrade*, los coeficientes mantienen el signo y significancia del modelo base, el cual continúa siendo significativo en su conjunto. Además, en el caso del modelo de *downgrade*, la especificación de la ventana más corta obtuvo un R^2 de McFadden similar al del modelo original (19,1% vs. 19,3%), pero un valor del estadístico del test de verosimilitud más bajo (143,5 vs. 382,0), mientras que la especificación de la ventana más amplia obtuvo un R^2 de McFadden menor (15,7%) y un valor del test de verosimilitud marginalmente superior (390,7). En cuanto al modelo de *upgrade*, el R^2 de McFadden de la ventana más acotada se ubicó bajo al modelo base (4,4% vs. 5,9%) y el test de verosimilitud fue cerca de una cuarta parte (38,4 vs. 147,4), mientras que en la ventana más amplia se observó tanto un mayor R^2 de McFadden como estadístico del test de razón de verosimilitud (6,4% y 200,1 respectivamente).

En cuanto a la predictibilidad de los modelos, se presentan los resultados en el Anexo 9. Debido a que la *dummy* de cambio de rating utilizada para cada ventana tiene una proporción diferente de “unos” que la ventana base (menor para la ventana más corta y mayor para la más amplia), se modificó el umbral de corte tanto para el modelo de *downgrade* como *upgrade* en cada caso en línea con lo propuesto por Greene (2002). Los umbrales óptimos para cada caso se presentan en la Tabla 12.

Tabla 12. Umbrales óptimos determinados para cada ventana.

	<i>Downgrade</i>	<i>Upgrade</i>
$t - 1$	2,7%	3,2%
$t - 1$ a $t - 12$	16,9%	25,7%

Al comparar el modelo *downgrade* base con el modelo alternativo que consideró la ventana más acotada, los resultados mostraron que la ganancia con respecto al modelo de probabilidad constante incrementa desde 64,8pp a 75,3pp (con un incremento tanto de los aciertos de “ceros” como “unos”), mientras que los resultados obtenidos con la ventana más amplia mostraron una menor ganancia (58,2pp, con un porcentaje de aciertos de “ceros” marginalmente superior y un menor porcentaje de aciertos de “unos”). En lo relativo al modelo *upgrade*, se observó que los resultados obtenidos con la especificación de la ventana más acotada superaron al modelo base, mientras que la ventana más amplia obtuvo peores resultados. Cabe destacar que todas las

ventanas obtuvieron una ganancia importante al compararlo con el modelo de probabilidad constante (los detalles se encuentran en el Anexo 9).

Estos resultados dan cuenta de que el mercado de CDS es capaz de anticiparse tanto a los eventos de *downgrade* como *upgrade*. Confirmando lo que uno podría esperar intuitivamente, a medida que el evento de cambio de rating se va haciendo más evidente (es decir, que nos encontramos más cerca de que ocurra el anuncio), el mercado va incorporando más información al análisis y es capaz de predecir con mayor precisión el evento. Es importante destacar que, a pesar de que los resultados de la ventana más acotada superan a las ventanas de mayor amplitud, incluso la ventana que evalúa la capacidad predictiva del mercado con 12 meses de anticipación obtiene una ganancia significativa. Es decir, los resultados sugieren que incluso con un año de anticipación, el mercado de CDS de países emergentes es capaz de incorporar información relevante para anticipar cambios de rating soberano por parte de las tres grandes clasificadoras de riesgo.

Como prueba final de robustez, se tomó en consideración si el país cuenta con grado especulativo (bajo *Baa3/BBB -*) o si posee grado de inversión por parte de alguna de las agencias clasificadoras. Para ello, se creó una *dummy* con valor igual a 1 cuando un país tiene una clasificación menor a *BBB -* por parte de alguna de las tres clasificadoras, y cero en caso contrario. En la Tabla 1, se mostró que en un 25% de los periodos, los países se encontraban bajo el grado de inversión, Además, 17 de los 27 países de la muestra se encontraron en algún momento en este grupo¹⁷. Cabe destacar que esta prueba fue implementada mediante un estricto criterio, ya que con tan sólo una de las clasificadoras que decidiera realizar un *downgrade* bajo esta clasificación, se consideró al país dentro del grupo con grado especulativo.

En términos generales, tanto para el modelo *downgrade* como *upgrade* el coeficiente estimado que acompaña al error mantuvo su significancia y el signo en relación al modelo original, mientras que se mantuvo la significancia de ambos modelos y el R^2 de *Mcfadden* aumentó desde 19.3% a 19.6% en el modelo de *downgrade* y desde 5.9% a 8,0% en el de *upgrade* (Anexo 10). Entretanto, en ambos modelos la *dummy* de grado especulativo resultó significativa al 1% y con signo positivo. Este resultado sustentaría lo obtenido en la primera prueba de robustez. Es decir, para un mismo nivel de desalineamiento del CDS, el mercado internalizaría una probabilidad mayor de cambio de rating (tanto para el caso de *downgrades* como *upgrades*). Esto estaría dando cuenta del uso de criterios dispares por parte del mercado de CDS de países emergentes dependiendo de si el país cuenta o no con grado de inversión.

¹⁷ Con la excepción de Abu Dhabi, Chile, China, Corea del Sur, Eslovaquia, Estonia, Malasia, México, Polonia y Tailandia.

VI. Conclusiones

En este trabajo se evalúa el poder predictivo que poseen los mercados financieros de países emergentes para anticipar cambios en el rating de la deuda soberana. Para ello, utilizando datos mensuales entre septiembre de 2008 y enero de 2018 y una muestra de 27 países emergentes, se implementó un modelo en dos fases. En la primera, mediante una regresión lineal (tomando como referencia el trabajo germinal de Cantor y Packer, 1996) se estimó el desalineamiento del CDS a 10 años de un país con respecto a sus pares, considerando como variable explicativa el rating promedio de las tres grandes agencias clasificadoras de riesgo (S&P, Moody's y Fitch). En la segunda fase, a través de un modelo probit con efectos aleatorios y datos de panel, se utilizó la innovadora variable estimada en la primera fase para determinar la probabilidad que el mercado de CDS asigna a la ocurrencia de un evento de crédito.

Con respecto a la primera fase, se observó que en periodos de alta volatilidad de los mercados financieros globales (como durante en la crisis *subprime* y la amenaza de contagio de la crisis de deuda soberana de Europa) el riesgo internalizado por el mercado aumenta para todos los países, incluso para aquellos de mejor calidad de crédito (es decir, aquellos de mejor rating), mientras que este disminuye en periodos de calma financiera.

Además, se entregó evidencia de que el mercado asignaría un premio a países desarrollados de la más alta clasificación de riesgo en comparación a países emergentes de igual clasificación. Esto se sustenta en que en un 92% de las ocasiones el CDS observado de la muestra de países desarrollados con rating *AAA* se ubicó bajo el valor teórico del CDS de un país emergente de igual clasificación (y en un 83% de las ocasiones se ubicó bajo dos desviaciones estándar de la estimación).

En cuanto a la segunda fase, se comprobó que existe información en el desalineamiento del CDS de un país con respecto a sus pares que le permite al mercado anticipar cambios de rating. La variable explicativa utilizada resultó significativa al 1% y con el signo esperado tanto en el modelo *downgrade* como *upgrade*. Específicamente, mientras mayor es el desalineamiento del CDS de un país relativo a sus pares (en valor absoluto), mayor es la probabilidad internalizada por el mercado de que el país reciba un cambio de rating (tanto para los *downgrades* como los *upgrades*).

En cuanto a la predictibilidad de los modelos, se comprobó la relevancia de definir un umbral de corte correcto para cada uno de ellos. Para esto, se consideró lo propuesto por Greene (2002), quien destacó que en casos en que el panel sea no balanceado (es decir, la proporción de “unos” sea significativamente inferior a la proporción de “ceros”) se debe determinar un umbral de corte similar a la proporción de “unos” en la muestra. En esta línea, se determinó un umbral de 10% en el modelo base de *downgrade* y de 15% para el modelo base de *upgrade*, obteniéndose una ganancia con respecto al modelo de probabilidad constante de 64,8pp y 51,4pp, respectivamente.

Finalmente, se implementó un conjunto de pruebas de robustez a ambos modelos base, modificando las especificaciones de las variables y los supuestos utilizados. En particular, se realizaron las siguientes evaluaciones: i) se controló por las condiciones macroeconómicas de cada país (utilizando el rating soberano inicial como *proxy*); ii) se modificó la especificación del

desalineamiento del CDS de un país con respecto a sus pares, lo que se utilizó como variable explicativa; iii) se consideraron diferentes amplitudes de la ventana del evento; y iv) se diferenció entre países con grado especulativo y grado de inversión.

En términos generales, se mantuvo la significancia y los signos de las variables, y la significancia de los modelos en su conjunto. De estas pruebas se destacan principalmente dos conclusiones. Primero, al controlar por el rezago del rating y con el uso de la *dummy* de grado de inversión, se entrega sustento a que el mercado de CDS de países emergentes asignaría una mayor probabilidad de cambio de rating de la deuda soberana (tanto para *downgrade* como *upgrade*) a países de peor calidad de crédito. Los coeficientes de ambas variables resultaron significativos al 1% y positivas, tanto para el modelo de mejora como de recorte de clasificación, lo que sugiere un uso de criterios dispares por parte del mercado de CDS de países emergentes dependiendo de su nivel de rating y, más aún, si posee o no grado de inversión. Esta conclusión no comparte lo propuesto por Ismaelescu y Kazemi (2010), quienes concluyen que países con grado especulativo reaccionan en una mayor magnitud frente a eventos negativos en comparación a países con grado de inversión, y al contrario con efectos positivos.

Segundo, al modificar la amplitud de la ventana de evento, se comprobó que mientras más acotada, mayor era la ganancia con respecto al modelo de probabilidad constante. Confirmando lo que uno podría esperar intuitivamente, a medida que el evento de cambio de rating se va haciendo más evidente (es decir, que nos encontramos más cerca de que ocurra el anuncio), el mercado va incorporando más información al análisis y es capaz de predecir con mayor precisión el evento. Es importante destacar que, a pesar de que los resultados de la ventana más acotada superan a las ventanas de mayor amplitud, incluso la ventana que evalúa la capacidad predictiva del mercado con 12 meses de anticipación obtiene una ganancia significativa con respecto al modelo de probabilidad constante. Es decir, los resultados sugieren que incluso con un año de anticipación, el mercado de CDS de países emergentes es capaz de incorporar información relevante para anticipar cambios de rating soberano por parte de las tres grandes clasificadoras de riesgo. Estos resultados dan cuenta de que el mercado de CDS es capaz de anticiparse tanto a los eventos de *downgrade* como *upgrade*.

En resumen, este trabajo entrega sustento a la hipótesis de que los mercados de CDS de países emergentes son capaces de predecir con antelación cambios de rating de la deuda soberana. Sin embargo, es necesario continuar profundizando en esta área de investigación, ya que existen elementos que podrían agregar información relevante al análisis. Por ejemplo, se propone incorporar países desarrollados a la muestra, diferenciar entre cambios de más de un notch o agregar Outlooks y Watch como eventos de crédito.

VII. Bibliografía

Afonso, Gomes y Rother (2007). What hides behind sovereign debt ratings?. European Central Bank. Working paper series N°711.

Alasakka y ap Gwilym (2011). Rating agencies' signals during the European sovereign debt crisis: market impact and spillovers". Journal of Economic Behavior & Organization. Vol. 85, pp.144-162.

Arellano y Bond (1991). Some tests of specification for panel data: Monte Carlo evidence and an application to employment equations. The Review of Economic Studies. Vol. 58, N°2, pp. 277-297.

Bruha, Karber, Pierluigui y Setzer (2017). Understanding sovereign rating movements in Euro Area countries. European Central Bank. Working paper series N°2011.

Cantor y Packer (1996). Determinants and impact of sovereign credit ratings. Banco de la Reserva Federal de Nueva York. Economic Policy Review. Vol. 2, N°2.

Ciarlone, Piselli y Trebeschi (2009). Emerging markets spreads and global financial conditions. Journal of International Financial Markets, Institutions and Money. Vol.2, N° 2, pp. 222-239.

Daniels y Jensen (2005). The effect of credit ratings on credit default swap spreads and credit spreads. The Journal of Fixed Income.

Engle y Granger (1987). Co-integration and error correction: representation, estimation, and testing. Econometrica, Vol. 55, N°2, pp. 251-276.

Ferri, Liu y Majnoni (2001). The role of rating agency assessments in less developed countries: impact of the proposed basel guidelines. Journal of Banking & Finance. Vol. 25, N°1, pp. 115-148.

Ferri (2004). More analysts, better ratings: do rating agencies invest enough in less developed countries?. Journal of Applied Economics, Vol. 8, N° 1, pp. 77-98.

Fitch Ratings (2016). Sovereign rating criteria. Nueva York.

Grande y Parsley (2005). New spillovers in the sovereign debt market. Journal of Financial Economics. Vol. 75, N°3, pp. 691-734.

Greene (2002). Econometric analysis. Prentice Hall. Quinta edición.

Ismailescu y Kazemi (2010). The reaction of emerging market credit default swap spreads to sovereign credit rating changes. Journal of Banking & Finance. Vol. 34, N°12, pp. 2861-2873.

Longstaff, Pan, Pedersen y Singleton (2008). How sovereign is sovereign credit risk?. National Bureau of Economic Research. Working paper series N°13658.

McGuire y Schrijvers (2003). Common factors in emerging market spreads. Bank of International Settlements Quarterly Review, diciembre.

Moody's Analytics (2016). Sovereign bond ratings. Nueva York.

Hull (2014). Fundamentals of Futures and Option Markets. Pearson. Novena edición.

Hull (2014). Options, futures, and other Derivatives. Pearson. Novena edición.

Remolona, Scatigna y Wu (2008). The dynamic pricing of sovereign risk in emerging markets. *Journal of Fixed Income*. Vol. primavera.

Rowland y Torres (2004). Determinants of spread and creditworthiness for emerging market sovereign debt: a panel data study. Banco de la República de Colombia.

Rowland (2005). Determinants of spread, credit ratings and creditworthiness for emerging market sovereign debt: a follow-up study using pooled data analysis. Banco de la República de Colombia.

Standard and Poor's Global Ratings (2017). *Sovereign rating methodology*. Nueva York.

Tennant y Tracey (2013). Determinants of upgrades and downgrades in sovereign debt ratings: have poor countries traditionally been unduly disadvantaged by Standard and Poor's?. Department of Economics. University of the West Indies.

Zhang (2008). Informational Efficiency of Credit Default Swap and Stock Market: The Impact of adverse Credit Events. *International Review of Accounting, Banking and Finance*. Vol. 1.

VIII. Anexos

Anexo 1: variables utilizadas en las diferentes metodologías de rating soberano.

	Standard and Poor's	Moody's	Fitch
Características económica	<ul style="list-style-type: none"> - PIB per cápita. - Concentración de su exposición cíclica (por industria). - Exposición a desastres naturales y condiciones climáticas adversas. 	<ul style="list-style-type: none"> - Crecimiento del PIB. - PIB per cápita. - Índices de Competitividad Global. - Profundidad del sistema financiero. - Inflación. - Tipo y estabilidad de política cambiaria. 	<ul style="list-style-type: none"> - Crecimiento del PIB. - PIB per cápita. - Índices de Competitividad Global. - Índice Doing Business (Banco Mundial) e índice de desarrollo humano (Naciones Unidas). - Proporción del PIB mundial. - Oferta monetaria. - Profundidad del sistema financiero. - Inflación. - Tipo y estabilidad de política cambiaria.
Características institucional	<ul style="list-style-type: none"> - Efectividad, estabilidad y predictibilidad de las autoridades e instituciones políticas. - Transparencia y calidad estadística. - Cultura de pago de la deuda soberana. - Riesgos geopolíticos. 	<ul style="list-style-type: none"> - Índice de gobernabilidad. - Índice de justicia de la Ley. - Índice de control de la corrupción. - Índice de responsabilidad y confianza. - Historial de incumplimiento de pagos. - Riesgos geopolíticos. 	<ul style="list-style-type: none"> - Índice de gobernabilidad. - Índice de justicia de la Ley. - Índice de control de la corrupción. - Índice de responsabilidad y confianza. - Índice de calidad regulatoria. - Índice de estabilidad política y ausencia de violencia. - Historial de default. - Riesgos geopolíticos.

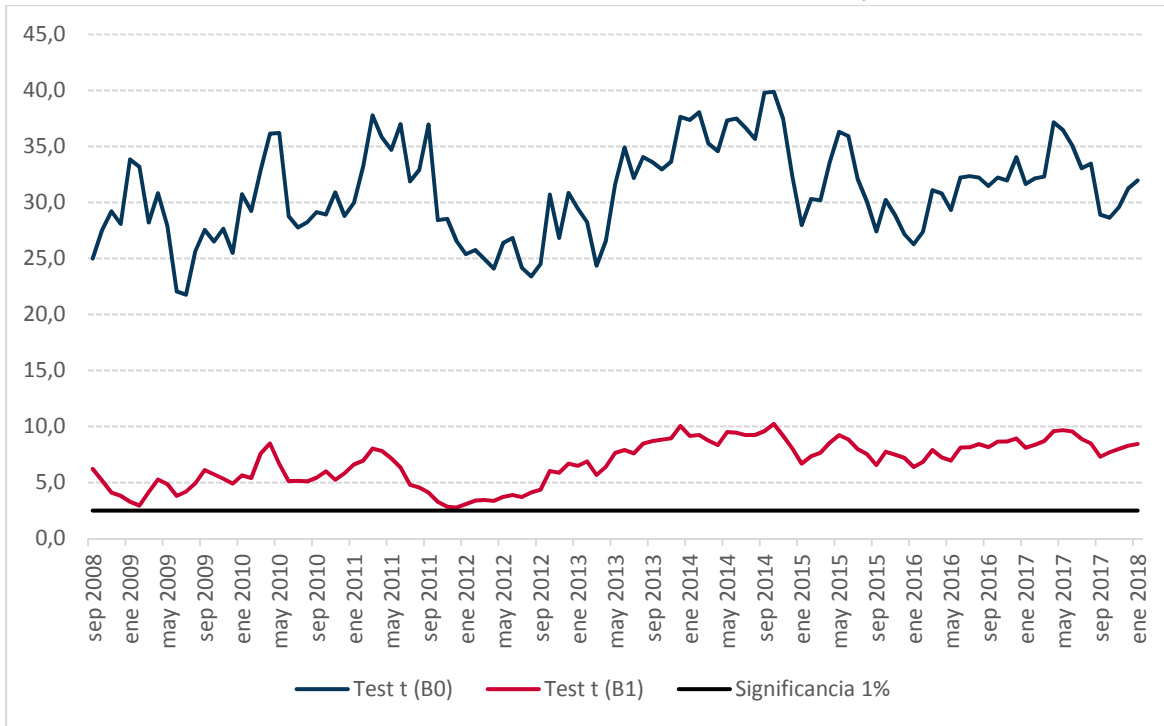
Características externas	<ul style="list-style-type: none"> - Posicionamiento internacional de la moneda. - Reservas internacionales. - Balance de cuenta corriente. - Necesidades de financiamiento externo. 	<ul style="list-style-type: none"> - Requerimientos de deuda externa. - Nivel de reservas internacionales. - Balance de cuenta corriente. - Inversión extranjera directa. - Índice de vulnerabilidad externa. - Posición de inversión internacional. 	<ul style="list-style-type: none"> - Nivel de reservas internacionales. - Dependencia de los commodities. - Pago de intereses de la deuda externa. - Balance de cuenta corriente. - Inversión extranjera directa. - Acceso a financiamiento externo.
Características fiscal	<ul style="list-style-type: none"> - Nivel de deuda del Gobierno general. - Pago de intereses fiscales. - Balance fiscal. - Trayectoria de la deuda. - Deuda externa sobre deuda total. 	<ul style="list-style-type: none"> - Nivel de deuda del Gobierno general. - Pago de intereses fiscales. - Balance fiscal. - Trayectoria de la deuda. - Deuda externa sobre deuda total. 	<ul style="list-style-type: none"> - Nivel de deuda del Gobierno general. - Pago de intereses fiscales. - Balance fiscal. - Trayectoria de la deuda. - Rigidez fiscal.

Nota: La tabla fue construida considerando las metodologías de clasificación de rating soberano por parte de S&P, Moody's y Fitch.

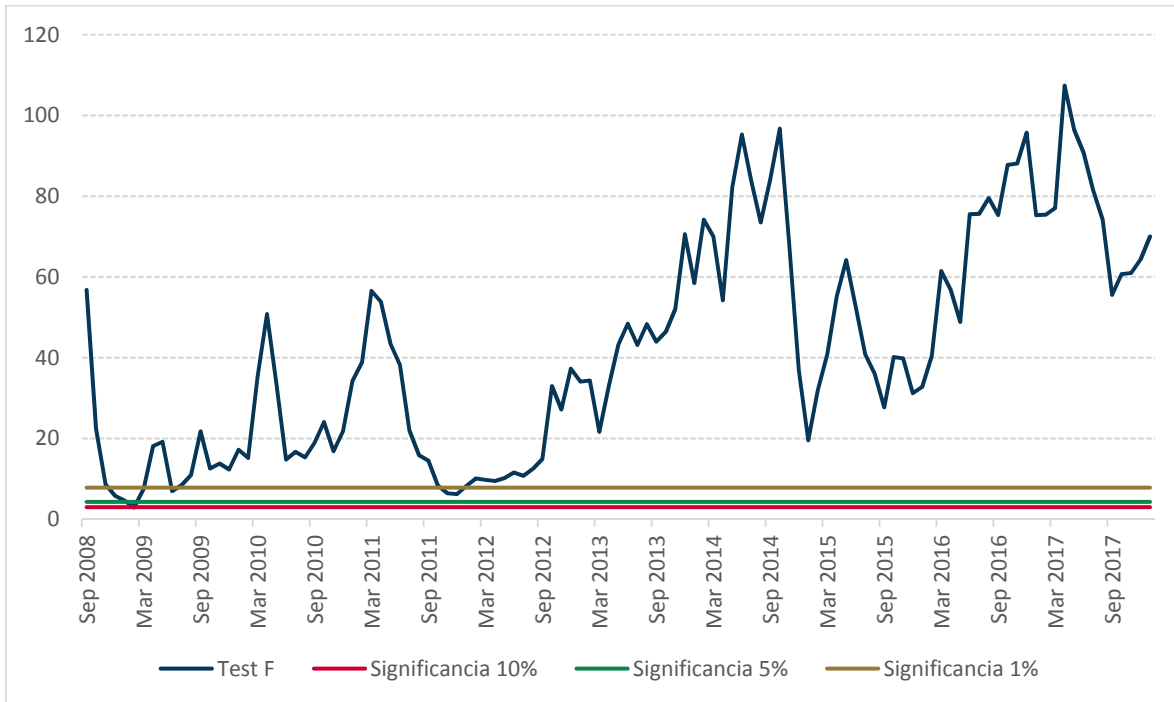
Anexo 2: Cambios de rating soberano por país y por clasificadora.

	Downgrades				Upgrades			
	S&P	Moody's	Fitch	Total	S&P	Moody's	Fitch	Total
Abu Dhabi	0	0	0	0	0	0	0	0
Brasil	4	2	3	9	1	2	1	4
Bulgaria	3	0	1	4	1	1	1	3
Chile	1	0	1	2	1	2	1	4
China	1	1	0	2	1	1	0	2
Colombia	1	0	1	2	2	2	1	5
Corea del Sur	0	0	0	0	3	3	1	7
Croacia	3	2	2	7	0	0	1	1
Eslovaquia	1	1	0	2	2	0	0	2
Eslovenia	4	5	4	13	2	2	1	5
Estonia	1	0	2	3	2	0	2	4
Filipinas	0	0	0	0	4	5	3	12
Hungría	4	4	3	11	2	1	1	4
Indonesia	0	0	0	0	3	3	3	9
Letonia	4	3	3	10	5	3	4	12
Libano	1	2	1	4	1	2	1	4
Malasia	0	0	0	0	0	0	0	0
Marruecos	0	0	0	0	1	0	0	1
México	1	0	1	2	1	1	1	3
Panamá	1	0	0	1	1	2	2	5
Perú	0	0	0	0	2	3	2	7
Polonia	1	0	0	1	0	0	0	0
Rusia	3	3	2	8	0	0	0	0
Sudáfrica	4	3	3	10	0	1	0	1
Tailandia	0	0	1	1	0	0	1	1
Turquía	1	1	1	3	2	3	2	7
Vietnam	1	2	1	4	0	1	1	2
Total	40	29	30	99	37	38	30	105

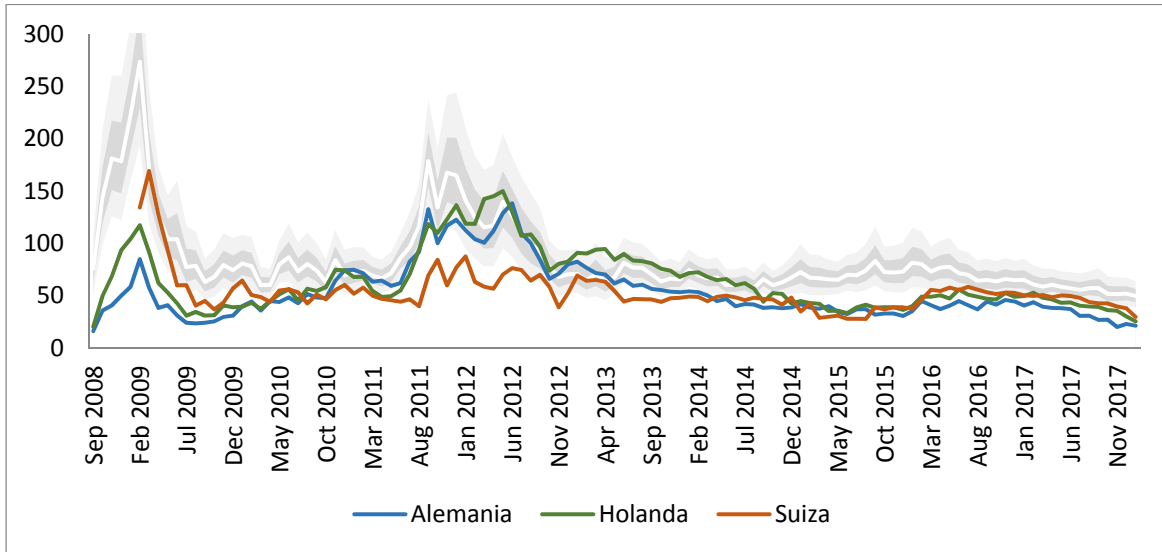
Anexo 3.1: Evolución del estadístico del test t para el coeficiente $\widehat{\beta}_0$ y $\widehat{\beta}_1$.



Anexo 3.1: Evolución del estadístico del test F para el modelo.

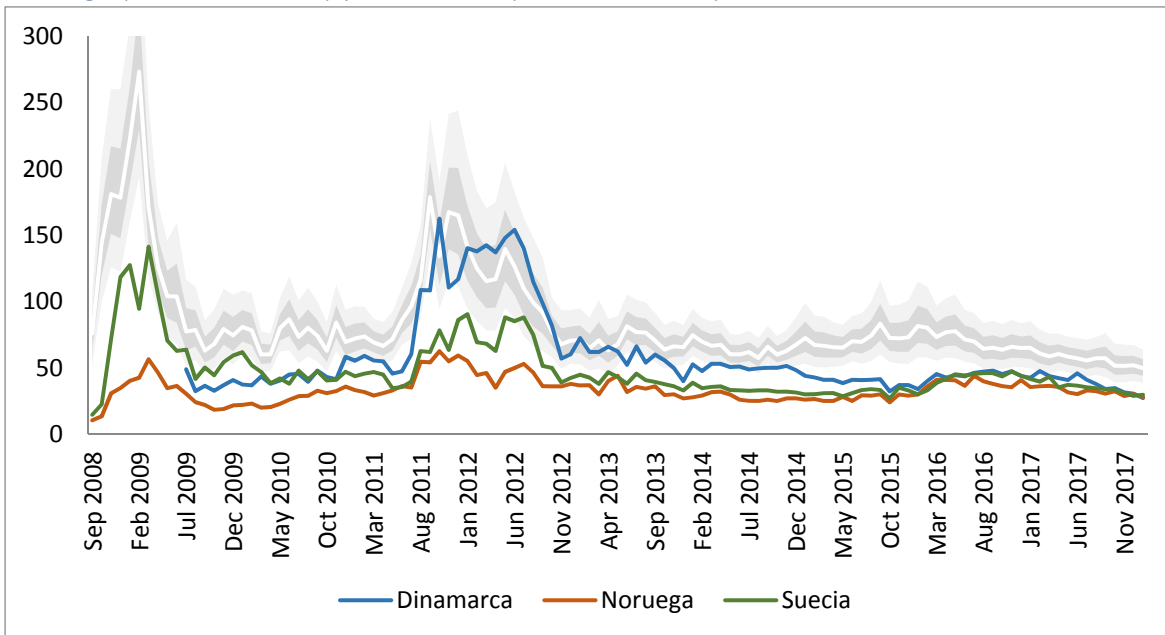


Anexo 4.1: Comparación estimación del CDS a 10 años de un AAA, Alemania (AAA/AAA/Aaa*), Holanda (AAA/AAA/Aaa*) y Suiza (AAA/AAA/Aaa*).



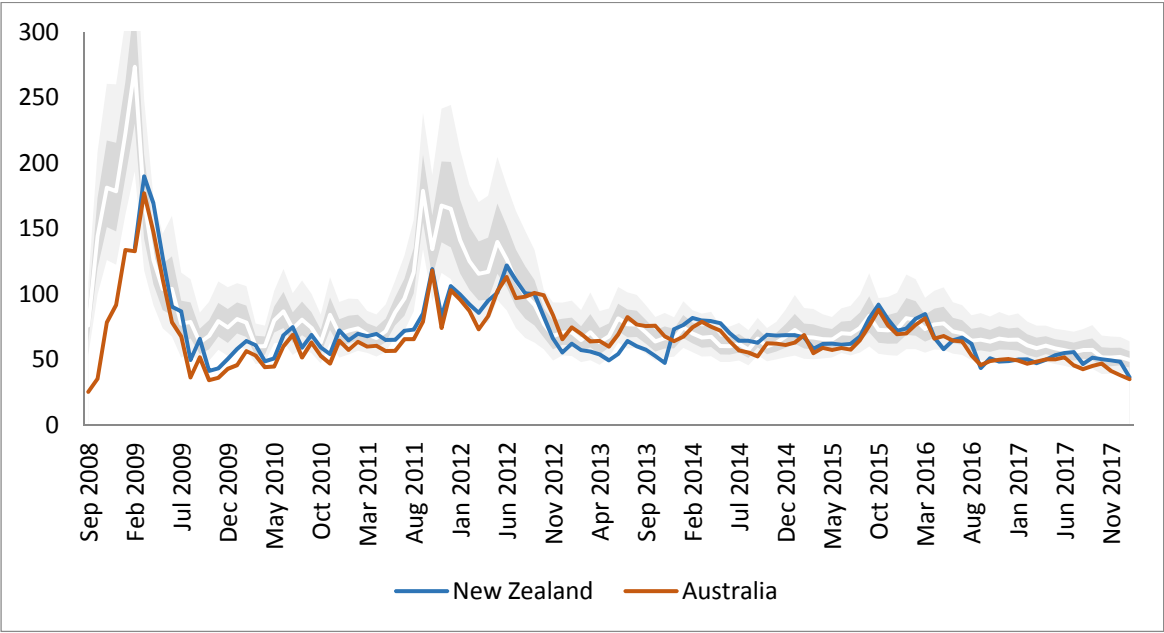
Nota: *Clasificaciones actuales: (S&P/Fitch's/Moody's)

Anexo 4.2: Comparación estimación del CDS a 10 años de un AAA, Suecia (AAA/AAA/Aaa*), Noruega (AAA/AAA/Aaa*) y Dinamarca (AAA/AAA/Aaa*).



Nota: *Clasificaciones actuales: (S&P/Fitch's/Moody's)

Anexo 4.3: Comparación estimación del CDS a 10 años de un AAA, Australia (AAA/AAA/Aaa*) y Nueva Zelanda (AA/AA/Aaa*).



Nota: *Clasificaciones actuales: (S&P/Fitch's/Moody's)

Anexo 5.1: Resultado test de Andrews y Hosmer-Lemeshow modelo *downgrades*.

Cuartil	Riesgo del Cuartil		Actual	Esperado	Actual	Esperado	Observaciones	Valor Hosmer-Lemeshow
	Mínimo	Máximo						
1	0,04	0,04	284	276,4	4	11,6	288	5,167
2	0,04	0,04	277	277,4	12	11,6	289	0,013
3	0,04	0,04	282	277,4	7	11,6	289	1,912
4	0,04	0,04	281	277,4	8	11,6	289	1,174
5	0,04	0,04	289	277,4	0	11,6	289	12,104
6	0,04	0,05	257	276,5	32	12,5	289	31,582
7	0,05	0,09	258	268,2	31	20,8	289	5,400
8	0,09	0,16	257	253,7	32	35,4	289	0,362
9	0,16	0,25	230	232,5	59	56,5	289	0,142
10	0,25	0,93	161	160,2	128	128,8	289	0,010
Total			2.576	2.577	313	312	2.889	58
Estadístico H-L	57,87							
Estadístico Andrews	325,4							
Prob. Chi2 (8)	0,00							
Prob. Chi2 (10)	0,00							

Anexo 5.2: Resultado test de Andrews y Hosmer-Lemeshow modelo *upgrades*.

Cuartil	Riesgo del Cuartil		Actual	Esperado	Actual	Esperado	Observaciones	Valor Hosmer-Lemeshow
	Mínimo	Máximo						
1	0,09	0,09	276	262,1	12	25,9	288	8,218
2	0,09	0,09	287	263,0	2	26,0	289	24,359
3	0,09	0,09	245	263,0	44	26,0	289	13,667
4	0,09	0,09	279	263,0	10	26,0	289	10,832
5	0,09	0,10	271	262,1	18	26,9	289	3,262
6	0,10	0,14	231	254,0	58	35,0	289	17,116
7	0,14	0,18	219	243,5	70	45,5	289	15,699
8	0,18	0,22	216	231,2	73	57,9	289	4,962
9	0,22	0,28	209	216,6	80	72,4	289	1,053
10	0,28	0,66	211	187,2	78	101,8	289	8,596
Total			2.444	2.446	445	443,5	2.889	107,765
Estadístico H-L	107,77							
Estadístico Andrews	238,79							
Prob. Chi2 (8)	0,00							
Prob. Chi2 (10)	0,00							

Anexo 6.1: Resultados del modelo downgrade controlando por rating inicial.

	<i>Coficiente</i>	<i>Desviación estándar</i>	<i>P-value</i>
$\hat{\beta}_{0,t}$	-2,319	11,3%	0,000
$\hat{\beta}_{1,t}$	3,159	16,7%	0,000
<i>Rating</i>	0,070	1,2%	0,000
<i>McFadden R²</i>	21,0%	-	-
<i>Test LR</i>	416,5	-	0,000

Anexo 6.2: Resultados del modelo upgrade controlando por rating inicial.

	<i>Coficiente</i>	<i>Desviación estándar</i>	<i>P-value</i>
$\hat{\beta}_{0,t}$	-1,983	9,6%	0,000
$\hat{\beta}_{1,t}$	-2,490	20,1%	0,000
<i>Rating</i>	0,080	1,0%	0,000
<i>McFadden R²</i>	8,4%		
<i>Test LR</i>	208,6		0,000

Anexo 6.3: Predictibilidad del modelo *downgrade* controlado por rating inicial.

	$D(\text{downgrade}_{i,t}) = 0$	$D(\text{downgrade}_{i,t}) = 1$	<i>Total</i>
<i>Total</i>	2.576	313	2.889
<i>Correctos</i>	1.996	228	2.224
<i>Incorrectos</i>	580	85	665
<i>% Correctos</i>	77,5%	72,8%	77,0%
<i>% Incorrectos</i>	22,5%	27,2%	23,0%
<i>Ganancia total*</i>			66,2
<i>Porcentaje de ganancia**</i>			74,2%

Anexo 6.3: Predictibilidad del modelo *upgrade* controlado por rating inicial.

	$D(\text{upgrade}_{i,t}) = 0$	$D(\text{upgrade}_{i,t}) = 1$	<i>Total</i>
<i>Total</i>	2.444	45	2.889
<i>Correctos</i>	1.612	275	1.887
<i>Incorrectos</i>	832	170	1.002
<i>% Correctos</i>	66,0%	61,8%	65,3%
<i>% Incorrectos</i>	34,0%	38,2%	34,7%
<i>Ganancia total*</i>			49,9
<i>Porcentaje de ganancia**</i>			59,0%

Anexo 7.1: Predictibilidad del modelo *downgrade* con error sin truncamiento.

	NO CONTROLADO			CONTROLADO		
	D=0	D=1	Total	D=0	D=1	Total
TOTAL	2.576	313	2.889	2.576	313	2.889
CORRECTOS	1.788	235	2.023	1.805	255	2.060
INCORRECTOS	788	78	866	771	58	829
% CORRECTOS	69,4	75,1%	70,0%	70,1%	81,5%	71,3%
% INCORRECTOS	30,6%	24,9%	30,0%	30,0%	18,5%	28,7%
GANANCIA TOTAL	-	-	59,2	-	-	60,5
PORCENTAJE DE GANANCIA	-	-	66,4%	-	-	67,8

Anexo 7.2: Predictibilidad del modelo *downgrade* con diferencial de CDS.

	NO CONTROLADO			CONTROLADO		
	D=0	D=1	Total	D=0	D=1	Total
TOTAL	2.576	313	2.889	2.576	313	2.889
CORRECTOS	2.068	207	2.275	2.090	213	2.303
INCORRECTOS	508	106	614	486	100	586
% CORRECTOS	80,3%	66,1%	78,8%	81,1%	68,1%	79,7%
% INCORRECTOS	19,7%	33,9%	21,3%	18,9%	32,0%	20,3%
GANANCIA TOTAL	-	-	67,9	-	-	68,8
PORCENTAJE DE GANANCIA	-	-	76,2%	-	-	77,3%

Anexo 7.3: Predictibilidad del modelo *downgrade* con error normalizado.

	NO CONTROLADO			CONTROLADO		
	D=0	D=1	Total	D=0	D=1	Total
TOTAL	2.576	313	2.889	2.576	313	2.889
CORRECTOS	1.842	205	2.047	1.839	230	2.609
INCORRECTOS	734	108	842	737	83	820
% CORRECTOS	71,5%	65,5%	70,9%	71,4%	73,5%	71,6%
% INCORRECTOS	28,5%	34,5%	29,1%	28,6%	26,5%	28,4%
GANANCIA TOTAL	-	-	60,0	-	-	60,8
PORCENTAJE DE GANANCIA	-	-	67,3%	-	-	68,2%

Anexo 7.4: Predictibilidad del modelo *upgrade* con error sin truncamiento.

	NO CONTROLADO			CONTROLADO		
	D=0	D=1	Total	D=0	D=1	Total
TOTAL	2.444	445	2.889	2.444	445	2.889
CORRECTOS	1.425	346	1.771	1.465	323	1.788
INCORRECTOS	1.019	99	1.118	979	122	1.101
% CORRECTOS	58,3%	77,8%	61,3%	59,9%	72,6%	61,9%
% INCORRECTOS	41,7%	22,6%	38,7%	40,1%	27,4%	38,1%
GANANCIA TOTAL	-	-	45,9	-	-	46,5
PORCENTAJE DE GANANCIA	-	-	54,3%	-	-	55,0%

Anexo 7.5: Predictibilidad del modelo *upgrade* con diferencial de CDS.

	NO CONTROLADO			CONTROLADO		
	D=0	D=1	Total	D=0	D=1	Total
TOTAL	2.444	445	2.889	2.444	445	2.889
CORRECTOS	1.728	268	1.996	1.708	261	1.969
INCORRECTOS	716	177	893	736	184	920
% CORRECTOS	70,7%	60,2%	69,1%	69,9%	58,7%	68,2%
% INCORRECTOS	29,3%	39,8%	30,9%	30,1%	41,4%	31,8%
GANANCIA TOTAL	-	-	53,7	-	-	52,8
PORCENTAJE DE GANANCIA	-	-	63,5%	-	-	62,4%

Anexo 7.6: Predictibilidad del modelo *upgrade* con error normalizado.

	NO CONTROLADO			CONTROLADO		
	D=0	D=1	Total	D=0	D=1	Total
TOTAL	2.444	445	2.889	2.444	445	2.889
CORRECTOS	1.620	272	1.892	1.623	285	1.908
INCORRECTOS	824	173	997	821	160	981
% CORRECTOS	66,3%	61,1%	65,5%	66,4%	64,0%	66,0%
% INCORRECTOS	33,7%	38,9%	34,5%	33,6%	36,0%	34,0%
GANANCIA TOTAL	-	-	50,1	-	-	50,6
PORCENTAJE DE GANANCIA	-	-	59,2%	-	-	59,9%

Anexo 8.1: Resultados del modelo *downgrade* considerando una ventana de un periodo ($t - 1$).

	<i>Coficiente</i>	<i>Desviación estándar</i>	<i>P-value</i>
$\hat{\beta}_{0,t}$	-2,444	7,8%	0,000
$\hat{\beta}_{1,t}$	2,513	21,4%	0,000
<i>McFadden R²</i>	19,1%		
<i>Test LR</i>	143,5		0,000

Anexo 8.2: Resultados del modelo *downgrade* considerando una ventana de doce periodos (desde $t - 1$ a $t - 12$).

	<i>Coficiente</i>	<i>Desviación estándar</i>	<i>P-value</i>
$\hat{\beta}_{0,t}$	-1,393	3,9%	0,000
$\hat{\beta}_{1,t}$	2,966	15,7%	0,000
<i>McFadden R²</i>	15,7%		
<i>Test LR</i>	390,7		0,000

Anexo 8.3: Resultados del modelo *upgrade* considerando una ventana de un periodo ($t - 1$).

	<i>Coficiente</i>	<i>Desviación estándar</i>	<i>P-value</i>
$\hat{\beta}_{0,t}$	-2,115	6,8%	0,000
$\hat{\beta}_{1,t}$	-1,838	29,2%	0,000
<i>McFadden R²</i>	4,4%	-	-
<i>Test LR</i>	38,4	-	0,000

Anexo 8.4: Resultados del modelo *upgrade* considerando una ventana de doce periodos (desde $t - 1$ a $t - 12$).

	<i>Coficiente</i>	<i>Desviación estándar</i>	<i>P-value</i>
$\hat{\beta}_{0,t}$	-0,982	3,6%	0,000
$\hat{\beta}_{1,t}$	-2,597	0,18%	0,000
<i>McFadden R²</i>	6,4%		
<i>Test LR</i>	200,1		0,000

Anexo 9.1: Predictibilidad del modelo *downgrade* con cambios en la ventana del evento.

	VENTANA $t - 1$			VENTANA $t - 1$ A $t - 12$		
	D=0	D=1	Total	D=0	D=1	Total
TOTAL	2.942	82	3.024	2.264	463	2.727
CORRECTOS	2.298	60	2.358	1.759	292	2.051
INCORRECTOS	644	22	666	505	171	676
% CORRECTOS	78,1%	73,2%	78,0%	77,7%	63,1%	75,2%
% INCORRECTOS	21,9%	26,8%	22,0%	22,3%	36,9%	24,8%
GANANCIA TOTAL	-	-	75,3	-	-	58,2
PORCENTAJE DE GANANCIA	-	-	77,4%	-	-	70,1%

Anexo 9.2: Predictibilidad del modelo *upgrade* con cambios en la ventana del evento.

	VENTANA $t - 1$			VENTANA $t - 1$ A $t - 12$		
	D=0	D=1	Total	D=0	D=1	Total
TOTAL	2.926	98	3.024	2.026	701	2.727
CORRECTOS	1.942	59	2.001	1.433	419	1.852
INCORRECTOS	984	39	1.023	593	282	875
% CORRECTOS	66,4%	60,2%	66,2%	70,7%	59,8%	67,9%
% INCORRECTOS	33,6%	39,8%	33,8%	29,3%	40,2%	32,1%
GANANCIA TOTAL	-	-	62,9	-	-	42,2
PORCENTAJE DE GANANCIA			65,0%	-	-	56,8%

Anexo 10.1: Resultados del modelo downgrade incluyendo dummy de pérdida de grado de inversión.

	<i>Coficiente</i>	<i>Desviación estándar</i>	<i>P-value</i>
$\hat{\beta}_{0,t}$	-1,822	5,5%	0,000
$\hat{\beta}_{1,t}$	3,110	16,5%	0,000
<i>Grado de inversión</i>	0,199	7,3%	0,006
<i>McFadden R²</i>	19,6%	-	-
<i>Test LR</i>	389,4	-	0,000

Anexo 10.2: Resultados del modelo upgrade incluyendo dummy de pérdida de grado de inversión.

	<i>Coficiente</i>	<i>Desviación estándar</i>	<i>P-value</i>
$\hat{\beta}_{0,t}$	-1,508	4,9%	0,000
$\hat{\beta}_{1,t}$	-2,477	20,1%	0,000
<i>Grado de inversión</i>	0,441	6,1%	0,000
<i>McFadden R²</i>	8,0%	-	-
<i>Test LR</i>	199,0	-	0,000