

Prediciendo el spread de crédito en el sector financiero colombiano

Wilson Steven Bohórquez Orjuela

Resumen: En este documento se desarrolla un modelo ARIMA para predecir los spreads de crédito que hay entre los TES UVR del gobierno y la curva de valoración de bancos AAA indexados al IPC. Lo anterior con el fin de poder extraer información respecto a la fecha en la cual el spread de crédito se encontrará en sus niveles más bajos y disminuir así el costo de fondeo de una posible emisión. Como resultado se contrastan dos modelos cuyo MSE resulta satisfactorio; sin embargo, la efectividad en la predicción de la dirección debe surtir un proceso de mejora, ya sea a través de la incorporación de otro modelo, o del mismo pero multivariado. Como conclusión final, la predicción a 1 día en la práctica resulta ineficiente para la toma de decisiones relacionada con la fecha de emisión.

1. Introducción

El Spread de crédito se define como la diferencia, en tasa, que hay entre un activo libre de riesgo (bonos del gobierno, conocidos en el mercado colombiano como TES) y un activo riesgoso. Suele ser un indicador de la calidad crediticia de las entidades emisoras de títulos de deuda, entre mayor sea el spread que presenta la tasa de valoración de un TES a determinado plazo, respecto a un título emitido por una entidad financiera o del sector real, al mismo plazo, se entiende que hay mayor probabilidad de que ocurra un evento de default. De otra parte, entre menor sea el spread de crédito, se percibe la entidad emisora como “segura” en la medida en que su valoración es cercana a la de un título emitido por el Gobierno. Existen varios motivos por los cuales sería deseable conocer, así sea de manera aproximada, una estimación de esta variable en el corto, largo, o mediano plazo. Una razón podría corresponder netamente a buscar ganancias a través de operaciones de *trading*. Si se logra prever que eventualmente habrá lugar un mayor spread de crédito, la probabilidad de que el título pierda valor será mayor y en esa medida conviene venderlo pronto para evitar una pérdida. Otra razón sería, determinar el momento en el cual se desea realizar una emisión, entre más apretado esté el spread de crédito, la entidad emisora tendrá la posibilidad de emitir “barato”, caso contrario ocurre cuando el spread de crédito de abre y la entidad emisora

es percibida como más riesgosa. Este último argumento, resulta de particular interés para la Financiera de Créditos de Infraestructura (FCI).

FCI es una empresa del sector financiero, vigilada por la Superintendencia Financiera de Colombia (SFC), con cerca de 10 años de fundada. Apenas hace un año realizó su primera emisión de títulos, la cual resultó exitosa, pues la colocación tuvo una demanda por encima de dos veces el monto ofrecido, un registro poco observado en el mercado colombiano. La razón de su financiación en el mercado de capitales obedeció a dos razones principales, al agotamiento del capital inicial entregado por los accionistas y a la posibilidad de acceder a un menor costo de fondeo. A la par, con el logro de este gran hito, entró en juego una serie de preguntas que se deben definir cada vez que una entidad decide realizar una emisión: cuánto emitir, cuándo emitir, propósito de la emisión, tasa de indexación de los títulos, plazo a vencimiento de los títulos, entre otras. Gran parte de las preguntas que surgen, pueden ser solucionadas mirando historia de la compañía y variables del mercado; sin embargo, la pregunta relacionada con el tiempo, *cuándo*, genera particular interés, pues podría jugar un rol clave en el cumplimiento del presupuesto anual de la compañía. Generar una emisión apresurada podría traer dos efectos negativos, el primero, asumir un mayor costo de fondeo si el spread de crédito se encuentra muy abierto. En su lugar, ante la necesidad de los recursos, se podría tomar un crédito de tesorería, tendría un costo más bajo; por lo menos mientras se cierra el spread crediticio. Segundo, mantener los recursos en el portafolio de inversión mientras se logran colocar en cartera puede ser altamente costoso, pues las tasas de colocación son mucho más altas que las de las inversiones, de perfil conservador, que mantiene la Tesorería de la FCI.

Actualmente, más del 80% de la cartera está indexada al Indicador de Precios al Consumidor (IPC), y el plazo promedio ponderado es superior a 8 años. Por lo anterior, es de particular interés realizar el análisis de los spreads crediticios sobre los TES denominados en Unidades de Valor Real (UVR) a un plazo de 10 años, y la curva de valoración del proveedor de precios para

valoración – Precia, correspondiente a Bancos calificados en AAA (por alguna agencia calificador de valores colombiana), al mismo plazo.

Se procede ahora a detallar el ejercicio de estimación del spread crediticio, entendido como la resta entre la tasa de valoración de los títulos emitidos por bancos AAA a 10 años y los TES denominados en UVR a 10 años también.

2. Descripción de datos

Las series de datos utilizadas fueron tomadas en el periodo comprendido entre enero de 2015 (fecha desde la cual se cuenta con información del proveedor de precios) y la actualidad.

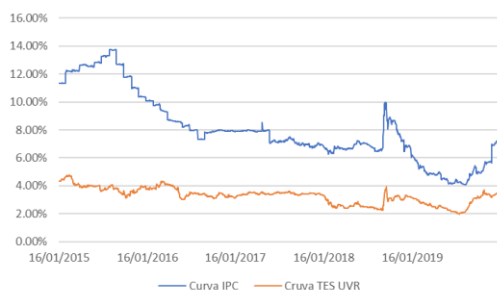


Ilustración 1. Curva IPC y TESUVR a 10 años

A primera vista, la serie parece mantener un spread crediticio estable a lo largo de toda la serie; con excepción del año 2015 y 2019 donde se presentan incrementos significativos de la serie.



Ilustración 2. Credit Spread

La media corresponde al 5.01% y como se muestra en el histograma, hay gran concentración de datos entre el 4% y el 5%.

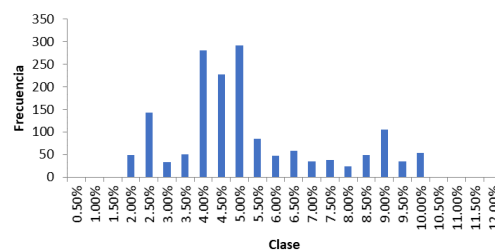


Ilustración 3. Histograma Spread Crediticio

Algunas de las variables que podrían estar relacionadas con el comportamiento de la serie son: la pendiente de la curva, los Credit Default Swaps, el rendimiento del Colcap¹, el último dato observado de la serie evaluada.

Considerando el alcance del proyecto y teniendo en cuenta la importancia que tiene el último dato de la serie para predecir el siguiente, el análisis de aprendizaje de máquina incorpora modelos de series de tiempo para el cálculo de la predicción.

3. Metodología y evaluación del modelo

Actualmente, existen varios modelos financieros utilizados para el modelaje de comportamiento de tasas de interés. Un ejemplo de uno de ellos es el modelo de Vasicek², el cual busca predecir los cambios de tasa de interés. Algunas limitaciones de dicho modelo es que no permite incrementos y caídas drásticas de la tasa de interés, está basado en un único factor y permite tasas de interés negativas.

En otros modelos como el mencionado, la calibración de los parámetros es determinante para el desempeño del modelo, con lo cual, se podrían sesgar los resultados. El aprendizaje de máquina es una opción que permite llegar a la predicción de los datos en función de variables observadas y que ha demostrado funcionar en ejercicios financieros realizados con información de mercados desarrollados.

Teniendo en cuenta la alta correlación que tiene esta serie de tiempo, la predicción se realizará a través del modelo ARIMA (Auto Regressive Integrated Moving Average). Previo a su implementación se deben validar los supuestos del modelo, dentro de los cuales se encuentra el de estacionariedad. Para ello, se implementó el Dickey-Fuller test dando como resultado un p-

¹ El COLCAP es un índice de capitalización que refleja las variaciones de los precios de las acciones más líquidas de la Bolsa de Valores de Colombia (BVC), donde la participación de cada acción en el índice está determinada por el correspondiente valor de la capitalización bursátil ajustada (flotante de

la compañía multiplicado por el último precio). La canasta del índice COLCAP estará compuesta por mínimo 20 acciones de 20 emisores diferentes. Fuente: Banco de la República de Colombia.

² Fuente: <https://web.mst.edu/~bohner/fim-10/fim-chap4.pdf>

valor por debajo de 0.05 al tener en cuenta la primera diferenciación de la serie, como se muestra en la siguiente imagen.

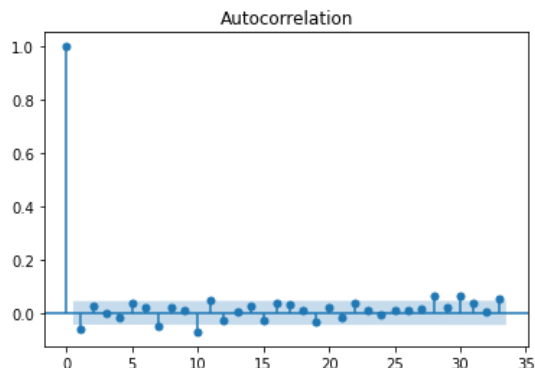


Ilustración 4. Dickey Fuller Test results

En el comportamiento de la serie no se observó estacionalidad, por lo cual se procedió a estimar los parámetros p y q^3 del modelo, fijando d en 1, de conformidad con los resultados de la prueba de Dickey Fuller.

Como resultado se obtiene un modelo $ARIMA(p=1, d=1, q=1)$ que es considerado para llevar a cabo la predicción. El número de datos asignados al periodo de aprendizaje es de 2 años en principio; sin embargo, bajo el procedimiento de validación cruzada con ventanas deslizantes de 1 día, se incluyeron más datos de entrenamiento, en la medida que se iban realizando los *test*.

Con el fin de calibrar el mejor modelo de predicción, se incorporó otro modelo, también $ARIMA$; pero con distintos parámetros $p=2, d=2, q=2$.

La *confusión matrix*, la cual resume la precisión de las estimaciones, para $ARIMA(1,1,1)$, se muestra a continuación:

	Predicted	
	Positive	Negative
Positive-real	0.55	0.45
Negative-real	0.48	0.52

Ilustración 5. Confusion Matriz $ARIMA(1,1,1)$

La *confusión matrix* para $ARIMA(2,2,2)$ se muestra a continuación:

	Predicted	
	Positive	Negative
Positive-real	0.58	0.42
Negative-real	0.47	0.53

Ilustración 6. Confusion Matrix $ARIMA(2,2,2)$

Al contrastar las dos matrices, los resultados son muy similares entre ellos, indicando no haber una diferencia marcada entre uno y otro modelo. De otra parte, si se hace énfasis en la tasa de positivos verdaderos, en el caso del modelo $ARIMA(1,1,1)$ es del 55%, mientras que en el caso del $ARIMA(2,2,2)$ es del 58%, haciendo que la certeza respecto al movimiento del spread crediticio siga siendo un elemento difícil de capturar. El nivel de efectividad de los modelos, es muestra de la incertidumbre que aún deja la ejecución de los modelos $ARIMA$ en lo correspondiente a la predicción de la dirección del spread de crédito.

Respecto al contraste de los dos modelos, se tomó como medida de desempeño el Mean Squared Error (MSE) de cada modelo, obteniendo los siguientes resultados:

- MSE- $ARIMA(1,1,1)$: 0.00493
- MSE- $ARIMA(2,2,2)$: 0.00495

A continuación, se muestra la gráfica de la predicción de los dos modelos $ARIMA$ mencionados respecto al valor real de la serie.

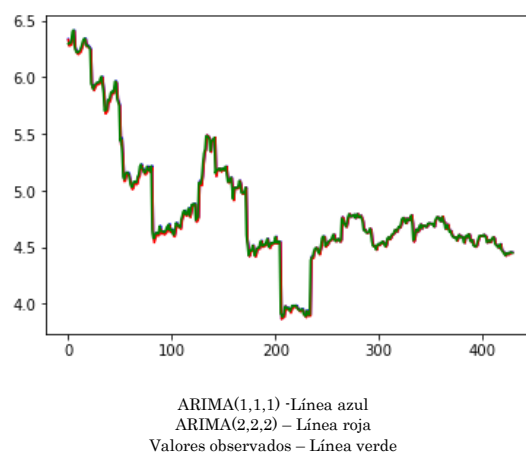


Ilustración 7. Predicted graph

Como resultado de lo anterior, se puede apreciar que los valores predichos, siguen la forma de

³ El parámetro "p" corresponde al número de coeficientes asociados a la parte AutoRegresiva (AR) del modelo, mientras que el parámetro "q", hace referencia a la parte Moving Average.

representación de los datos observados; sin embargo, esto es cuando sólo se busca predecir un día. Para intervalos más largos de tiempo, los MSE crecen de manera rápida. Respecto a la dirección del movimiento, la predicción aun no resulta satisfactoria, sus niveles de eficacia son cercanos al 50%, como si fuere aún un evento al azar que no se logra recoger.

4. Conclusiones

La predicción del spread crediticio, bajo cualquiera de los dos modelos, muestra MSE muy bajos, sin embargo esto es cuando se hace la predicción a 1 día. Cuando se busca incrementar la ventana de tiempo, los MSE se crecen, generando bajos indicadores para la predicción.

La predicción realizada a un día no resulta práctica, pues se requiere tener con mayor antelación la información respecto a la comprensión o dilatación del spread crediticio.

La predicción sobre la dirección del spread crediticio, alcanza niveles cercanos al 50%, lo cual es muy bajo y se asemeja casi que a un evento de azar. Para un futuro procesamiento se podría incorporar un modelo multivariado al cual se le pueden incorporar variables tales como los CDS, el Colcap, entre otros.