



Pontificia Universidad Javeriana

Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas

Trabajo de grado para optar por el título de Magister en Economía

Título:

**Estimación de la dirección del tipo de cambio COP/USD una comparación de modelos de machine learning.**

Autores:

Juan Camilo Gaitán Martínez

Alejandro González González

Asesor:

Rafael González Otero

Bogotá D.C

Septiembre

2022



## **Estimación de la dirección del tipo de cambio COP/USD una comparación de modelos de machine learning**

Autores: Juan Camilo Gaitán Martínez, Alejandro González González

### **Resumen**

En esta investigación se plantea una estrategia de acumulación y desacumulación de reservas internacionales para el Banco de la República de Colombia por medio de la predicción de la dirección del tipo de cambio COP/USD de manera mensual con la metodología de Machine Learning. Basados en la literatura se decide utilizar modelos de Machine Learning tales como Elastic Net, Support Vector Machine, Random Forest y Gradient Boosting tanto para la selección de variables óptima como para la predicción de la dirección del tipo de cambio. A partir de los resultados se expone que el modelo de Boosting permite encontrar rendimientos financieros sobresalientes en la estrategia de acumular y desacumular reservas internacionales incluso teniendo descontados costos relacionados a las transacciones. De manera que se brinda una herramienta al Banco de la República de Colombia para apoyar su papel como Banco Central en búsqueda de sus obligaciones con la nación de Colombia.

**Palabras clave:** Reservas Internacionales, Machine Learning, Proyección Tipo de Cambio

**Clasificación JEL:** C45, C52, C53, E58, G14

## **Abstract**

This research proposes a strategy for the accumulation and decumulation of international reserves for *Banco de la República de Colombia* (Colombia's Central Bank) by predicting the direction of the COP/USD exchange rate monthly with the Machine Learning methodology. It is decided to use, based on the literature, Machine Learning models such as Elastic Net, Support Vector Machine, Random Forest, and Gradient Boosting for the selection of optimal variables and the prediction of the direction of the exchange rate. In the results, it is exposed that the Boosting model allows to find outstanding yields in the strategy of accumulating and decumulating international reserves, even having discounted costs related to transactions. With this investigation a tool is provided to *Banco de la República de Colombia* to support its role as Central Bank in the pursuit of its obligations with the nation of Colombia.

**Key words:** International Reserves, Machine Learning, Ensemble Models, Exchange Rate Projection

**JEL Classification:** C45, C52, C53, E58, G14

## 1. **Introducción**

Las reservas internacionales tienen un papel trascendental en las economías de cada país, puesto a que estas están dispuestas como mecanismo de prevención y protección de choques económicos principalmente crisis de balanza de pagos (Fondo Monetario Internacional - *FMI Assessing Reserve Adequacy Specific Proposals (ARA) 2015*). De esta manera los bancos centrales han de acumular la cantidad necesaria para cubrir estas necesidades de por medio de la intervención en el mercado cambiario.

Adicionalmente, en el caso de Colombia el Banco de la República de Colombia (**BR**) ejerce el rol de banco central e interviene en el mercado cambiario cuando busca incrementar o disminuir reservas internacionales, disminuir la volatilidad de la tasa de cambio y mitigar movimientos de esta cuando no atiendan los comportamientos fundamentales de la economía. En donde para esta investigación nos enfocaremos en la adecuada intervención en el mercado cambiario para acumulación y desacumulación de reservas internacionales.

Teniendo en cuenta lo anterior, se evidencia que el **BR** en los últimos años ha acumulado un nivel adecuado de reservas internacionales basándose en la recomendación realizada por el indicador ARA<sup>1</sup> (Informe de la Junta Directiva al Congreso de la República de Marzo, 2022). Por lo que actualmente el **BR** cuenta con margen de acción para acumular y desacumular reservas internacionales sin aumentar significativamente su exposición a riesgos relacionados con un nivel de reservas internacionales desviado frente al sugerido por el FMI.

---

<sup>1</sup> Indicador ARA para Colombia se encuentra en el Anexo 1.

Por otra parte, entendiendo que la intervención en el mercado cambiario relacionado a las reservas internacionales se realiza de acuerdo con el conocimiento técnico del Comité de Reservas Internacionales se presenta en esta investigación diferentes estrategias de acumulación y desacumulación de reservas internacionales diferentes al enfoque tradicional empleando metodologías de Machine Learning en donde se contempla una predicción sobre la dirección la Tasa Representativa de Mercado (TRM).

Para este fin se busca demostrar los beneficios en términos de precisión en la predicción de estas técnicas alternativas frente a los modelos de predicción de variables económicas convencionales, lo que para este caso específico se enfoca como herramienta de decisión de acumulación y desacumulación de reservas internacionales para el **BR**. Esto se hace de la mano de la literatura, ya que de acuerdo con investigaciones ya realizadas por diferentes autores demuestran que las metodologías empleadas en esta investigación presentan un mejor poder predictivo, en donde se resalta como diferencial en la capacidad de encontrar relaciones no lineales entre las variables a diferencia de los modelos estocásticos (Gerlein et al., 2016).

## **2. Revisión de Literatura**

Las reservas internacionales “se definen como activos externos que están disponibles de inmediato y bajo el control de las autoridades monetarias” (FMI Manual de balanza de pagos y posición de inversión internacional sexta edición, 2009). Por lo que estos activos deben ser adquiridos conforme a evitar o cubrir riesgos asociados a diferentes choques a las economías, esto por medio de acumulaciones y desacumulaciones bajo la rigurosidad de mantener cantidades óptimas o adecuadas de reservas internacionales. Aizenman y Lee (2005) logran precisar dos principales motivos para acumular reservas internacionales en

economías en vía de desarrollo, siendo la primera una razón preventiva y la segunda una razón mercantilista.

De la misma forma, Aizenman y Riera-Crichton (2007) identifican que las reservas internacionales mitigan el efecto de cambios en los términos de comercio o TOT por sus siglas en inglés (Terms-of-Trade) sobre el tipo de cambio real en economías en vía de desarrollo. Especialmente sobre aquellas que se caracterizan por ser exportadores de recursos naturales, como lo es Colombia. País en el cual el 31.75% de las exportaciones corresponden a petróleo y sus derivados, por su parte el carbón con un 11.87% y el café con 7.43% del total las exportaciones (DANE, 2021)

Es fundamental reconocer que, a mayor nivel de reservas internacionales, mayor es el acceso a mercados de crédito y menor es el costo. Por el contrario “Si las reservas caen por debajo de un nivel que los prestamistas internacionales consideran “adecuado”, los mercados se cierran, se incrementa la prima de riesgo, y las agencias calificadoras disminuyen su calificación.” (Informe de la Junta Directiva al Congreso de la República de Julio, 2003, pág. 57).

Para el caso colombiano, se encuentra que los lineamientos acerca de las reservas internacionales del **BR** toman un enfoque de carácter preventivo, el cual indica que los bancos centrales optan por invertir sus reservas internacionales en activos líquidos con el fin de disponer de ellos rápidamente ante una necesidad de liquidez en el mercado. De esta forma, al acumular reservas internacionales se está buscando mitigar los riesgos asociados a una crisis de balanza de pagos. Según lo contemplado por los autores, la acumulación de reservas internacionales se relaciona directamente con exposición a sudden stops, fuga de capital y volatilidad (Aizenman y Lee 2005).

Por lo que al enfocarse en las cantidades optimas de reservas del **BR** se puede afirmar que estas se encuentran en el rango adecuado por medio de la metodología empleada la cual es creada por el FMI en el ARA de 2011. En donde cabe resaltar que esta no es la única metodología de medición de reservas internacionales ya que para los diferentes países emergentes no se encuentra una metodología estándar acerca de la cantidad optima de reservas internacionales Banco Mundial (2019).

Entendiendo la realidad de las reservas internacionales de Colombia, vemos que según Mariño (2015) la política de acumulación y desacumulación que ha tomado el **BR** desde 2005 a 2015 ha sido principalmente discrecional. En donde estas intervenciones se realizan por medio de lo estipulado por la Resolución Externa No. 1 (2018) anunciando que se podrá intervenir el mercado cambiario a través de la compra y venta de divisas y utilizando derivados financieros como lo son las opciones call y put, forward y FX Swaps.

Con base en lo anterior, es posible medir el impacto de la estrategia propuesta en esta investigación con el **BR**. Al ser una herramienta diseñada para decisiones de acumulación o desacumulación de reservas internacionales representadas en la divisa del dólar estadounidense permite diferentes accionares los cuales son: anticipar los movimientos del tipo de cambio, desacumular reservas internacionales en momentos de necesidad de liquidez, brindar capacidad de pago a intereses de deuda externa, determinar el momento oportuno para realizar pagos al exterior por importaciones y al mismo tiempo participar en el mercado cambiario local apoyando los objetivos de inflación objetivo establecidos por la JDBR.(Administración de las reservas internacionales, **BR** 2021)

Además, se menciona que uno de los objetivos secundarios del **BR** es mantener el valor de la moneda (Ley 31 de 1992) causando que esta investigación permita saber con cierta

certeza si se debe intervenir para mantener el valor de la moneda o seguirá un curso aceptable causando que la metodología sea empleada como herramienta de control sobre la dirección el tipo de cambio.

También, la intervención cambiaria afecta la relación del peso colombiano con sus pares en el mundo, causando que las decisiones de acumulación y desacumulación deban realizarse de manera inteligente, puesto a que movimientos agresivos generarían variaciones veloces brindando perspectivas de inestabilidad. Esto es posible evitarlo con la presente investigación, ya que permite predecir la apreciación o depreciación de la TRM en un periodo de un mes adelante lo que ayudaría a evaluar el impacto de posibles intervenciones por parte del **BR** por medio de métodos no convencionales como los presentados en esta investigación.

Así mismo, las correctas decisiones de acumulación y desacumulación de reservas internacionales brindarán la capacidad de mantener cantidades optimas y al mismo tiempo liquidez, rendimientos y bajo riesgo. Esto brindará apoyo para que uno de los ítems de calificación de riesgo sea positivamente afectados (Administración de las reservas internacionales, **BR** 2021). Lo que podrá mejorar la calificación colombiana atrayendo inversiones beneficiando la economía local, causando que diferentes sectores se vean impulsados generando bienestar a la sociedad (Calificaciones crediticias soberanas, **BR** 2018).

Por otro lado, el **BR** puede implementar esta investigación en conjunto con diferentes entidades estatales como lo son el Ministerio de Hacienda y Crédito Público (MHCP), Departamento Nacional de Planeación (DNP), Fedesarrollo, Asociación Nacional de Industriales (ANDI) y empresas del sector real como Ecopetrol. Esto permitirá encontrar estrategias de recompra de títulos de deuda en denominación de dólares americanos (Artículo



33, numeral 4, Decreto 4712 de 2008) buscando “patear la deuda” de manera correcta beneficiando la liquidez y disminución a la exposición de riesgo cambiario por parte del MHCP. También, en aras de realizar gastos del estado se podrá decidir el momento correcto de conversión de dólares a pesos buscando la maximización de estos en pro de la sociedad colombiana.

Siguiendo con este razonamiento es posible realizar la formulación, seguimiento y evaluación del Plan Nacional de Desarrollo realizado por el DNP con ayuda de esta estrategia, ya que al contar con perspectivas a futuro de la TRM es posible programar correctamente el presupuesto con base en las prioridades del gobierno y objetivos de desarrollo del país (Aspectos constitucionales y procedimentales del plan nacional de desarrollo 2018). Además, esta investigación permite aportar a la literatura para futuras investigaciones las cuales pueden ser empleadas por Fedesarrollo buscando cumplir su misión ya que esta “actúa como centro de pensamiento independiente y promueve el debate sobre temas de interés general con el propósito de contribuir al diseño, seguimiento y mejoramiento de las políticas públicas y de la gestión del Estado en Colombia.” (Fedesarrollo 2022)

Continuando con las posibles ejecuciones en conjunto es posible apoyar a la ANDI en el desarrollo económico y tecnológico del país, brindando recomendaciones basadas en las metodologías presentadas en esta investigación en relación con la inversión en dólares americanos y al mismo tiempo que las empresas del sector real se podrá informar acerca de la dirección de la TRM a corto plazo para la cobertura de dólares reduciendo así la exposición al riesgo de tipo de cambio (Estatutos ANDI 2017).

Con esto dicho, se encuentra que existe un espacio a aportar en la literatura. Este consiste tomar métodos alternativos con diferentes enfoques a los clásicos, específicamente con la predicción del tipo de cambio COP/USD, esto apoyándose en la literatura y resultados en campos afines, en donde al mismo tiempo estas metodologías consigan rendimientos. Por lo que esto no solo beneficiaría al BR como administrador, sino que aportaría una estrategia de acumulación y desacumulación al banco central por medio de relaciones no lineales (Gerlein et al., 2016).

Para fines prácticos de esta investigación y enfocándonos en la perspectiva desigual a las metodologías clásicas y por medio de la literatura, se encuentra que para aproximaciones metodológicas como la propuesta al emplear técnicas de Machine Learning empíricamente presentan una mayor robustez comparadas con el enfoque tradicional. Esto lo demuestran autores como Amat et al. (2018) quienes concluyen que al implementar técnicas de Machine Learning para pronosticar diferentes tipos de cambio, mediante diferentes modelos como son las regresiones regularizadas o Exponential Weighted Average Strategy, se encuentran mejores pronósticos en términos de la raíz del error cuadrático medio (RMSE) comparados con enfoques tradicionales a modelos fundamentados en Purchasing Power Parity (PPP) o regla de Taylor los cuales empíricamente se han llevado a cabo con regresiones de mínimos cuadrados ordinarios.

Estos hallazgos van de la mano con lo encontrado por Brand et al. (2009) donde identifican que al poner al servicio de los modelos de teoría económica técnicas de Machine Learning, los resultados de predicciones de tipo de cambio resultan más acertados tomando diferentes cálculos como el Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Un ejemplo de esto es la investigación de Madeiros et al. (2019) donde encuentran en las metodologías de ML

una serie de beneficios al momento de realizar una predicción sobre la inflación de Estados Unidos. Los autores estiman que las ganancias en términos de error cuadrático medio al utilizar modelos de Machine Learning comparados a los modelos utilizados como benchmark (*Random Walks* y *Auto-Regressive Model*) pueden ser cercanos al 30%, estos beneficios son atribuidos principalmente a la propiedad de encontrar relaciones no lineales entre los estimadores y la variable que se desea predecir.

De acuerdo con Varian (2014) reconoce que los métodos de Machine Learning tienen un gran aporte en el ámbito económico debido a su poder predictivo y la versatilidad que ofrecen para tratar datos no únicamente de cortes transversales sino también de series de tiempo e incluso datos panel.

Por su parte, Chen et al. (2020) en su investigación buscan identificar cuáles son los determinantes del precio del Bitcoin intentando predecir cual será la tendencia del precio a partir de una base de variables económicas y financieras como lo son tasas de cambio entre divisas, tasas de interés, índices bursátiles entre otros; esta investigación permite concluir que la aproximación metodológica de los modelos de ML, específicamente Support Vector Machine y Decision Trees, sugieren una metodología más adecuada para predecir la tendencia que tendrá el precio de Bitcoin que las metodologías tradicionales. La predicción realizada por el modelo de SVM alcanzó una precisión del 80.63% y el modelo de Decision Trees tuvo una precisión del 90% en la predicción de la tendencia del precio del Bitcoin.

Adicionalmente, autores como Plakandaras et al. (2015) consideran como una alternativa a la hora de predecir divisas el modelo Support Vector Machine (SVR) en donde encuentran mejores resultados dentro y fuera de muestra con un MAPE de 2.387 en relación con los encontrado con la red neuronal artificial (ANN) MAPE de 2.886, con un ARIMA

(0,1,0) presentando un MAPE de 3.901 también un GARCH (2,1) con MAPE 3.749 entre otros. Por otro lado, Nielsen (2018) pone a prueba las ANN en la predicción de tipos de cambio y los comparan con otros modelos utilizados en la academia. El cual realiza una comparación de diferentes modelos estadísticos para la predicción de múltiples tipos de cambio, concluyendo que su precisión en términos de R cuadrado va aumentando con la complejidad de los modelos. Demostrando que el R cuadrado de su ANN es mayor que modelos como mínimos cuadrados ordinarios (MCO) o Random Forest (RF) entre otros

*Ilustración 1.*

	EUR/USD	GBP/USD	EUR/CHF	EUR/SWE
<b>OLS</b>	6.72	4.43	7.59	7.87
<b>XGB</b>	7.93	5.15	8.92	12.38
<b>RF</b>	7.85	5.15	8.46	11.71
<b>MARS</b>	6.35	4.35	7.49	1.52
<b>LSTM</b>	8.63	5.19	10.42	12.24

*Ilustración 1: R cuadrado de proyecciones de dos periodos. Fuente Nielsen 2018*

Por su parte, Khashei et al. (2010) realizaron estimaciones del tipo de cambio a partir de ANN y su combinación con otros modelos como lo son *Auto-Regressive Integrated Moving Average (ARIMA)* presenciando mejores resultados en la predicción al utilizar modelos de ensamblaje en donde al emplear ARIMA encuentran un MAE y MSE de 7.03 y 23.48 correspondientemente, además, al usar ANN resultan con un MAE del 10.53 y MSE 16.40 y por ultimo con el modelo de ensamblaje encuentran un MAE del 5.18 y un MSE del 16.40. De acuerdo con estos hallazgos, se tendrá en cuenta la combinación de diferentes técnicas de Machine Learning en conjunto que permitan sobrepasar las limitaciones de las técnicas realizadas de manera individual.

De esta manera y al emplear los modelos de Machine Learning hay que resaltar que estos dependen en gran medida de la calidad de variables que se utilicen y de la calidad de estos, por esto autores como Zhang et al., (2019), Ludwig et al. (2015) y Baku (2019) concluyen que el modelo de selección de variables que mejores resultados les ofrece cuando el objetivo es realizar predicción de precios es *Least Absolute Shrinkage and Selection Operator* (LASSO).

No obstante, en la literatura se ha identificado un modelo que ha tomado particular relevancia. Se trata de Elastic Net el cual parte de una combinación entre los modelos de LASSO y Ridge Regression. Entre otros autores resaltan las investigaciones de Zou y Hastie (2005) las cuales identifican en Elastic Net un modelo que presenta un rendimiento superior en términos de MSE cuando se compara con LASSO para selección de variables. En relación con desempeño de estos Zhang, Wei, et al. (2019) en su investigación concluyen que LASSO y Elastic Net tienen una capacidad mayor para seleccionar variables de predicción que *principal component* (PC), *Partial Least Squares* (PLS), *Dynamic Model Averagin* (DMA) y *Ridge Regression* permitiendo encontrar resultados con un  $R^2$  mayor.

### **3. Datos**

Para desarrollar los modelos se optó por tomar información pública en donde las variables fueron seleccionadas basadas en la literatura y de manera discrecional por parte de los autores. El primer y más importante dato el tipo de cambio COP/USD o Tasa representativa del mercado (TRM) se tomó de la serie histórica publicada en la página del **BR** de Colombia. Con relación a la información macroeconómica de Colombia se tomaron las variables: tasa de interés interbancaria (TIB), inflación o el cambio del índice de precios al consumidor (IPC%), tasa de desempleo, producto interno bruto (PIB) y Reservas netas.

Estas variables han sido usadas reiteradamente con relación al estudio de reservas internacionales en la literatura Cheung e Ito (2009) y Jung e Pyun (2020).

Se incluyeron materias primas relevantes en la balanza comercial colombiana como el azúcar, café, carbón, cobre, gas natural, maíz, oro, plata platino y petróleo (DANE 2022), puesto a que transacciones de estos bienes generan flujo de dólares en el mercado colombiano. También se tomaron precios de acciones e información financiera de empresas listadas en la bolsa de valores de Colombia (BVC) y diferentes divisas representativas como EUR/USD, EUR/GBP, USD/JPY que pueden ser empleadas por el **BR** para la acumulación de reservas internacionales. Al mismo tiempo las variables macroeconomías mundiales como las tasas de intervención de la FED (Federal Reserve Board) o BCE (Banco Central Europeo) se tomaron por la importancia a nivel mundial a la hora de determinar el valor de las divisas.

Teniendo en cuenta la información ya nombrada se decidió recurrir a un horizonte temporal de 15 años (2005-2020) puesto a que la metodología de medición más reciente del PIB presentada por el DANE toma como año base el 2015 con un periodo de medición como el mencionado anteriormente, y entendiendo la importancia económica de esta variable se decide tomar esta fracción de tiempo para el desarrollo de esta investigación. Los datos se estructuraron de manera mensual, ajustando los datos que se emiten diaria, semanal y quincenalmente al valor a cierre del último día hábil del mes y la información que se publica en temporalidades mayores de un mes se ajustó de manera tal que cada mes tuviese el valor vigente de la variable, es decir el ultimo valor publicado del dato.

Con esto dicho, se contó con una base de 454 variables (explicativas) más el tipo de cambio COP/USD (variable de interés) y 15 años de información. Al analizar este periodo se encuentra que algunas variables no existían en el momento inicial de la medición, puesto

a que la información y metodologías han cambiado desde el periodo inicial, de manera que se decidió omitir el uso de estas hasta que se reportara la información necesaria para emplearla en los modelos en esta investigación ya que no tendría sentido implementar datos que no existen para realizar mediciones.

Del mismo modo se encuentran variables que en el momento inicial cuentan con información y en determinado momento dejan de reportarse. Lo que en la práctica conlleva a que estas variables en las mediciones solo sean implementadas en los rangos de información que presenten datos. Con esto se evita encontrar resultados con el sesgo de supervivencia y Look Ahead Bias<sup>2</sup>. Esto permite a futuras investigaciones emplear diferentes variables de acuerdo con la literatura, información y metodología disponibles en el momento puesto a que los modelos no dependen de variables específicas. Por otro lado, la estadística descriptiva de los datos empleados se encuentra en el Anexo 2.

#### **4. Metodología**

El objetivo que persigue esta investigación es diseñar de una estrategia de inversión orientada a la acumulación y desacumulación de reservas internacionales por parte del BR con el objetivo de obtener una rentabilidad de estas. Esto por medio de posiciones cortas y largas sobre la divisa del dólar en el mercado Spot.

No obstante, teniendo en cuenta que la tasa de cambio de pesos colombianos por dólar ha presentado históricamente un componente de volatilidad importante, la estrategia

---

<sup>2</sup> Look a Head Bias es un tipo de sesgo que ocurre cuando un estudio o simulación se basa en datos o información que aún no estaba disponible o no se conocía durante el período de tiempo que se estudia. Generalmente conduce a resultados inexactos de un estudio o simulación. La incorporación de datos fundamentales que no estaban disponibles en el momento del estudio genera resultados sesgados que a menudo se acercan al resultado deseado, pero no al resultado real. (Corportate Finance Institute)

contempla una estimación de posibles apreciaciones o depreciaciones de la tasa de cambio representativa del mercado para este par de divisas. Teniendo en cuenta lo anterior, es acertado delimitar que el problema al cual nos estamos enfrentando es en sí un problema de clasificación.

La estrategia de inversión se encuentra fundamentada en un esquema de señales: señal de compra de divisas cuando se estima que la TRM presentará una apreciación en el siguiente periodo específicamente para el siguiente mes o una señal de venta cuando la estimación del modelo predictivo es una depreciación del tipo de cambio. En consecuencia, lo que determina la eficiencia de la estrategia es la precisión que exhibe el modelo predictivo que envía las señales. Por otra parte, considerando que un modelo predictivo es sensible a las variables de entrada de información y que estas determinan en gran medida la precisión del modelo, nace la necesidad de apoyar esta investigación en modelos de Machine Learning no exclusivamente para la etapa predictiva sino también para la etapa de selección de variables.

De acuerdo con lo demostrado por Brandl et al. (2009), abordar la predicción de tasas de cambio combinando modelos fundamentados en la teoría económica con modelos de Machine Learning puede aumentar el ajuste de los modelos logrando al mismo tiempo que incremente su poder predictivo. De igual forma demuestran que limitar los modelos de Machine Learning a una base teórica permite una mayor precisión fuera de muestra comparado a utilizar únicamente técnicas de Machine Learning sin tener en cuenta la teoría económica. Es por esto, que en la presente investigación se opta por elegir las variables que pasarán a los modelos de Machine Learning inicialmente por su importancia económica.



## Regresión Elastic-Net:

Por su parte la regresión de regularización Elastic Net es una generalización de la regresión LASSO y la regresión Ridge, teniendo en cuenta que esta segunda no se ha mencionado con anterioridad, es importante mencionar al menos sus generalidades antes de entrar en detalle sobre Elastic Net.

La regresión Ridge es una regresión regularizada que busca por medio de una penalización encontrar un set de variables que no se encuentren correlacionadas entre sí y que al mismo tiempo logran solucionar el problema de multicolinealidad que se puede presentar entre estimadores. A diferencia de una regresión LASSO, el proceso de regularización de una regresión Ridge busca penalizar la suma de coeficientes elevados al cuadrado. Este proceso de regularización se caracteriza por reducir proporcionalmente el valor de todos los coeficientes asociados a cada estimador sin que estos lleguen a ser cero. Asumiendo que el parámetro Lambda sigue haciendo las veces de penalizador, el conjunto de coeficientes estimados para esta regresión cuando  $\lambda$  toma el valor de cero es el mismo de utilizar el método de estimación de mínimos cuadrados ordinarios. A medida que  $\lambda$  tome un mayor valor el grado de penalización será menor y de esta forma la magnitud de los coeficientes  $\beta_j$  que acompañan a cada uno de los estimadores será menor.

$$\sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij})^2 + \lambda \sum_{j=1}^p \beta_j^2$$

Por otra parte, es pertinente resaltar cuales son los beneficios que aporta este tipo de regresión, Ridge es ampliamente conocido en la literatura por presentar un mejor desempeño a la estimación por mínimos cuadrados ordinarios en presencia de multicolinealidad, una

demostración de este beneficio se evidencia en la investigación de Duzan y Shariff (2015). En adición, una regresión Ridge es una alternativa al momento de reducir el sobreajuste u Over Fitting que presenta un modelo, lo anterior debido a que una de las razones que puede inducir a este sobreajuste es incluir en un modelo una gran cantidad de estimadores a pesar de que algunos tengan un efecto muy limitado sobre la variable de interés, ante esta situación existen dos posible soluciones: eliminar las variables que no tienen un aporte estadísticamente significativo sobre la variable de interés o modificar los pesos o ponderaciones que tienen cada uno de los coeficientes que acompañan a cada una de las variables. Esta segunda solución puede ser alcanzada por medio de una estimación por medio de Ridge tal como lo argumenta en la literatura existente Ying (2019).

Finalmente, teniendo en cuenta que, para una estimación por medio de Ridge, los estimadores seleccionados serán todos en el conjunto de variables  $(x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{ip})$  debido a que por la construcción del modelo ningún coeficiente tomará el valor de cero, surge en la literatura una alternativa que permite penalizar de dos formas simultáneamente por medio de LASSO y Ridge, a esta alternativa se le conoce como Elastic Net. Para este caso, el hiperparámetro que será denotado con Alpha ( $\alpha$ ) determinará en que grado el proceso de estimación de coeficientes se estará penalizando por medio de estimación de tipo LASSO o en qué grado este se estará penalizando en la forma en que lo haría una estimación por medio de Ridge.

$$\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij})^2}{2n} + \lambda(\alpha \sum_{j=1}^p |\beta_j| + (1 - \alpha) \sum_{j=1}^p \beta_j^2)$$

Para el caso en el que el hiperparámetro Alpha tome el valor de uno, la estimación de los coeficientes se realizaría siguiendo un proceso de penalización del estilo de LASSO,

mientras que cuando este hiperparámetro tome el valor de cero, el proceso de regularización se encontrará penalizado en la forma en que funciona la estimación de coeficientes por medio de Ridge. Tal como se mencionó anteriormente, Elastic Net surge de una generalización del modelo de LASSO; sin embargo, al contemplar simultáneamente la estructura de la regresión Ridge permite que se conserven los beneficios que tienen cada uno de los modelos de forma independiente, esto se explica en la investigación de Zou y Hastie (2005) en donde por medio de la penalización de LASSO se eliminan las variables predictivas que no aportan significativamente al modelo, en donde adicionalmente por medio de la restricción aportada por el modelo de Ridge permite que los coeficientes de las variables que permanecen sean ponderadas de tal forma que las variables con mayor poder predictivo aporten en una mayor magnitud en la estimación de la variable de interés.

Tal como lo demuestran Zou y Hastie (2005) a pesar de que el desempeño de modelo de LASSO es superior a modelos tradicionales como MCO, presenta algunas limitantes que son mitigadas cuando se utiliza un modelo de Elastic Net, un ejemplo de esto es cuando el LASSO selecciona de un grupo de variables correlacionadas, lo hace de manera aleatoria mientras que Elastic Net selecciona la variable más importante de este grupo. También cuando la naturaleza de los datos a tratar es aquella en la que se presentan más estimadores ( $p$ ) que observaciones ( $n$ ), al tratarse de un programa de optimización convexo, el modelo escoge máximo  $n$  variables antes de saturarse lo cual resulta una limitante para un método de selección de variables.

Adicionalmente, es importante mencionar que Elastic Net por la construcción de su problema de optimización tiende a escoger un mayor número de variables predictivas comparado con la metodología de LASSO, lo anterior, principalmente debido a que en

LASSO las restricciones permiten que los coeficientes que acompañan a algunas variables tomen el valor de cero lo cual hace que estas variables no sean tomadas en cuenta en la fase predictiva; sin embargo, cuando la metodología utilizada es Elastic Net gracias a la penalización que aporta Ridge la cual no elimina predictores (Zou y Hastie 2005) y la unión con LASSO causa que la regularización sea menos agresiva llevando a que la magnitud de los coeficientes disminuyan cuando la contribución de una variable no sea significativa, pero que el coeficiente calculado no sea cero llevando a que el número de variables seleccionadas por una regularización por medio de Elastic Net sea superior al número de variables seleccionadas por medio de LASSO, esto lo podemos ver en Waldman et al (2013) en donde comparan LASSO con Elastic Net y diferentes hiperparámetros encontrando que Elastic Net siempre seleccionará más características con resultados de MSE similares.

Teniendo en cuenta que tanto una regresión LASSO como una Elastic Net son métodos de regularización y estas actúan sobre la magnitud de los coeficientes  $\beta_j$ , es necesario que todas las variables se traten bajo una misma escala, debido a esto es importante normalizar los estimadores que vamos a usar antes de realizar el entrenamiento de los modelos que se utilizarán.

### **Random Forest:**

Este método fue introducido por Ho (1995), como su nombre lo indica su construcción nace de la combinación aleatoria de diferentes árboles de decisión. Teniendo en cuenta lo anterior, es pertinente dar una breve introducción sobre que es un árbol de decisión antes de proceder con la explicación de Random Forest.

Los árboles de decisión se encuentran conformados por los siguientes elementos: raíz, nodos, ramas y hojas. los árboles se pueden clasificar en dos categorías: los de regresión y los de clasificación, hacen parte de los modelos supervisados, tal como lo especifica Carmona (2019), la forma en que estos árboles funciona es realizando una clasificación jerárquica y secuencial en la que se fragmenta el espacio conformado por la  $p$  variables predictoras  $(x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{ip})$  esta fragmentación se realiza de tal forma que las regiones generadas agrupen observaciones cuyos valores respecto a la variable de interés sea lo más homogéneo posible.

La construcción de un árbol de decisión se basa en la minimización de la impureza, la cual es medida en diferentes formas, para este caso particular, la medida de impureza propuesta es el Gini. La impureza de Gini busca encontrar que tan probable es que una observación escogida aleatoriamente del conjunto sea clasificada incorrectamente en una de las categorías. Esta medida toma el valor de cero cuando todas las observaciones del nodo corresponden a una misma categoría, es decir el nodo es totalmente homogéneo.

La impureza de Gini se puede expresar de la siguiente forma donde  $C$  corresponde al número de clases o etiquetas en las que se puede clasificar cada una de las observaciones y donde  $p(i)$  representa la probabilidad de escoger aleatoriamente una observación de clase  $i$ . Tal como se mencionó en el párrafo anterior esta es la función de impureza que se escogió en la construcción del árbol, en el programa de minimización de la función de impureza se busca que el bosque sea lo más homogéneo posible. Otra medida de impureza que puede ser utilizada para este mismo fin es la de la entropía; sin embargo, el costo computacional en el que se incurre al utilizar esta medida es superior y no es compensado por el aporte en precisión al algoritmo.

$$IG = \sum_{i=1}^c p(i) * (1 - p(i))$$

La metodología Random Forest fue introducida inicialmente por Breiman (2001), la cual es en sí una generalización de la metodología Bagging propuesta por el mismo autor en 1996. Un Random Forest nace de la construcción de un conjunto de árboles de decisión utilizando el algoritmo CART que busca la minimización del índice de Gini. El objetivo que persigue la combinación de árboles es reducir la varianza que presentan cada uno de los árboles de manera independiente.

Por otra parte, el desempeño que tendrá la metodología de Random Forest depende de la correlación que tienen cada uno de los árboles que conforman el bosque, teniendo en cuenta que el objetivo de combinar arboles es reducir la varianza en la predicción o clasificación, lo ideal es que los árboles no presenten una alta correlación entre ellos. Hastie et al (2009), estudian el comportamiento de la media y la varianza muestral de variables aleatorias idénticamente distribuidas y dependientes, ya que los árboles se construyen a partir de observaciones que satisfacen estas propiedades. De esta forma Random Forest conserva un sesgo similar al que tienen los árboles ya que la media de las predicciones de cada árbol es la misma media que la de todos los árboles agregados. Contrario a lo que ocurre con la varianza de esta metodología la cual disminuye a medida que la correlación entre los árboles disminuye.

### **Arboles de Gradiente Aumentado (Gradient Boosting Trees):**

Los arboles de Gradiente aumentado, es una generalización de Random Forest, en la cual se realiza un modelo de ensamblaje a partir de la formación de un conjunto de árboles de

decisión individuales que son entrenados secuencialmente, el proceso de aprendizaje de cada uno de los árboles emplea la información del proceso de aprendizaje del árbol anterior de tal forma que se identifique y corrija los errores del árbol anterior. Gradient Boosting es una generalización de Adaboost que permite utilizar cualquier función de costo diferenciable, lo cual le otorga cierta versatilidad para resolver problemas tanto de clasificación como de regresión. Para la presente investigación se utilizó Gradient Boosting Classifier con el fin de encontrar el set de variables con el cual se procederá a realizar el entrenamiento, ajuste y predicción del problema de clasificación identificando oportunidades de inversión a partir de predicción de la dirección del tipo de cambio.

El proceso de aprendizaje del modelo es el siguiente:

1. Se ajusta un primer árbol  $f_1$  que predice la variable de interés  $y$ , se calculan los residuos  $y - f_1(x)$ .
2. Se ajusta un modelo  $f_2$  que busca predecir los residuos del modelo  $f_1(x)$

$$f_1(x) \approx y$$

$$f_2(x) \approx y - f_1(x)$$

3. Este proceso se repite  $N$  veces de tal forma que cada nuevo modelo minimiza los residuos del modelo anterior. Teniendo en cuenta que debido a esta construcción del modelo existe una susceptibilidad a presentar Overfitting, es recomendable incluir una tasa de aprendizaje que limite la influencia de cada árbol adicional en la construcción del ensamblaje.

### **Máquinas de Soporte Vectorial (SVM):**

Las Máquinas de Soporte Vectorial o SVM por sus siglas en inglés (*Support Vector Machine*) hacen parte de los modelos regularizados y fueron propuestas inicialmente por Vapnik y Cortés (1995), el objetivo de esta metodología es encontrar un hiperplano de dimensionalidad  $p$ , siendo  $p$  el número de características que clasifica o etiqueta cada una de las observaciones en dos o más categorías.

La formulación matemática de las Máquinas de Soporte Vectorial depende de la naturaleza de los datos que se buscan clasificar, se puede discriminar entre dos posibles escenarios: un primer escenario donde el conjunto de datos es linealmente separable y otro escenario donde el conjunto de datos no es linealmente separable. Sin embargo, independientemente del escenario que describa el conjunto de datos, las máquinas de soporte vectorial persiguen siempre el mismo objetivo, encontrar un hiperplano óptimo que separe las observaciones en diferentes clases o categorías.

A continuación, se presenta una representación gráfica del modelo, siguiendo la notación de Castañeda (2019) el hiperplano se puede definir como  $W^t X + b = 0$  donde  $W^t = (w_1, w_2, w_3, \dots, w_n)$  es un vector de constantes fijas que acompaña a cada una de las variables  $X$ . Por otra parte, encontramos un vector de soporte el cual es paralelo al hiperplano y se encuentra definido por la observación más cercana al hiperplano, en el grafico se pueden distinguir cada uno de los vectores de soporte por ser las líneas discontinuas que se encuentran paralelas al hiperplano optimo. Por último, se puede observar el margen el cual



se define como la distancia máxima generada entre los vectores de soporte que distinguen las dos categorías.

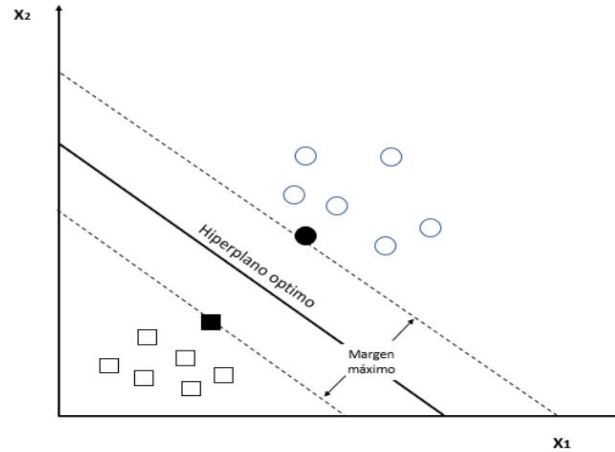


Ilustración 2: SVR - Fuente: Castañeda 2019

El objetivo de SVR es maximizar la distancia que separa las categorías, es decir maximizar el margen definido por los vectores de soporte. Definamos dos vectores de soporte de la siguiente forma:

$$\begin{cases} W^t x_+ + b = 1 \\ W^t x_- + b = -1 \end{cases}$$

De esta forma  $x_+$  corresponde a los elementos  $x_i$  que se encuentran ubicados en la parte superior al hiperplano y que en la gráfica se encuentran representados con círculos, bajo esta misma intuición  $x_-$  denotará los elementos que se encuentran ubicados en la región inferior al hiperplano. Al restar estas dos ecuaciones encontramos que el margen se podría definir como  $W^t(x_+ - x_-) = 2$

Finalmente, el programa de optimización se puede definir como la maximización del margen, lo cual es equivalente a minimizar la distancia entre el conjunto de datos y el hiperplano, donde  $\|W^t\| = \sqrt{W^t * W}$  y  $\varphi(x_i) = x_i^\pm$

$$\min \frac{1}{2} \|W^t\|^2 \quad s. t \quad y_i(w^t \varphi(x_i) + b) > 1$$

Cuando el conjunto de datos no es linealmente separable, no es posible encontrar un hiperplano óptimo que separe las observaciones dentro de las diferentes categorías. Es por esto por lo que cuando se enfrenta a un conjunto de datos de estas características, se requiere incluir adicionalmente una función Kernel, la cual es la encargada de transformar el espacio donde se encuentran los datos a una dimensionalidad superior que a su vez permita encontrar un hiperplano que bajo esta nueva dimensionalidad logre clasificar las observaciones en las diferentes etiquetas. En la presente investigación utilizamos la función Kernel de base radial o RBF por sus siglas en inglés (*Radial Basis Function*); sin embargo, dependiendo de la naturaleza de los datos se podrían utilizar otras funciones Kernel como lo son: Lineal, Polinomial o Sigmoidal.

El funcionamiento general del algoritmo es el siguiente, se parte de una base de inputs o predictores que serán tratados a través de la máquina de soporte vectorial. A cada uno de esto inputs será etiquetado con una clase. Posteriormente el algoritmo se entrena de tal forma que se construye un modelo que sea capaz de predecir la clase que tendrá cada uno de los datos.

Seguidamente, la máquina de soporte vectorial ubica en un eje de coordenadas los vectores de entrenamiento, separando las clases por un espacio lo suficientemente amplio. A medida que los nuevos datos son introducidos al modelo y son ubicados en el mismo eje, tomando en consideración la cercanía que tiene esta observación con las clases previamente separadas por el hiperplano, se clasifica cada una de las nuevas entradas en una de las dos clases.

Es por esto que en la construcción de los modelos que conciernen a esta investigación, se realizan tres procesos de validación cruzada que serán explicados en mayor detalle más adelante en esta sección. Al aplicar las metodologías expuestas se toma un benchmark<sup>3</sup> y cuatro modelos.

Vale la pena mencionar que los modelos aplicarán el supuesto de analizar la información histórica con el mes vencido y acumular o desacumular en el primer día hábil del nuevo mes. Cada decisión tendrá un costo de transacción de 10 puntos básicos para que se acerque a la realidad, de manera que en la información presentada a continuación ya tiene este costo presente.

A la hora de desarrollar esta investigación se encuentra la necesidad de implementar un backtest que brinde información acerca del desempeño de los diferentes modelos el cual es común en estrategias de inversión en donde los modelos clásicos como el Value at Risk no son certeros en sus resultados (Escanciano & Olmo 2010).

Para el desarrollo del backtest de los modelos se realiza la predicción de la variación de la TRM en diferentes iteraciones en donde este se toman dos grandes pasos como lo son la correcta selección de variables y la predicción de estos *Ilustración 3*. Estos modelos comenzarán proyectando desde enero de 2010 hasta diciembre de 2020 lo que nos permitirá analizar 132 predicciones *Ilustración 4*.

---

<sup>3</sup> El benchmark es un punto de referencia utilizado para medir el rendimiento de una inversión. Se trata de un indicador financiero utilizado como herramienta de comparación para evaluar el rendimiento de una inversión.

Pasos de cada Iteración			
1	Selección de modelo EN-SVM-RF-Boosting	7,2	Selección de variables optimas.
2	Segmentación de datos para cada iteración i=132	8	PASO DE RF-BOOSTING
3	Entrenamiento de modelo base con diferentes ventanas por medio de validación cruzada de series de tiempo	8,1	Entrenamiento del modelo incluyendo el hiperparametro y ventana optima por medio de validación cruzada de series de tiempo
4	Selección de ventana con mayor AUC	8,2	Selección de variables optimas.
5	Entrenamiento de modelo incluyendo la ventana optima con diferentes hiperparametros por medio de validación cruzada de series de tiempo	9	Entrenamiento del modelo incluyendo el hiperparametro y ventana optima y la implementación de las variables seleccionadas en el paso 7 (EN no aplica) por medio de validación cruzada de series de tiempo
6	Selección del hiperparametro optimo por medio del mayor AUC	10	Predicción de la iteración i
7	PASO DE SVM	11	Retomar paso 2 con la iteración i+1
7,1	Entrenamiento del modelo incluyendo el hiperparametro y ventana optima por medio de RFE (Guyon et al 2002) y validación cruzada de series de tiempo		

Ilustración 3 Pasos de cada iteración - Fuente: Elaboración Propia

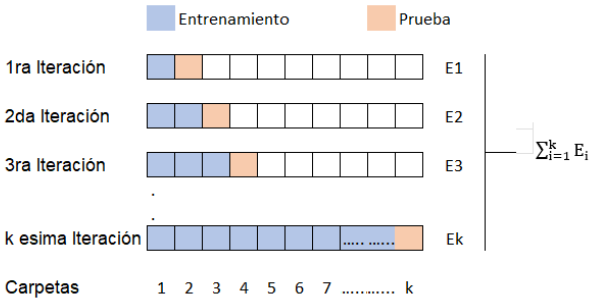
Iteración	Datos de entrenamiento			Proyección
1	ene-05	feb-05	..... dic-09	ene-10
2	feb-05	mar-05	..... ene-10	feb-10
...	.....	.....	.....	.....
131	dic-15	ene-16	..... oct-20	nov-20
132	ene-16	feb-16	..... nov-20	dic-20
Iteración	Datos de entrenamiento			Proyección

Ilustración 4: Iteraciones del backtest, con segmentación de datos y proyecciones - Fuente: Elaboración Propia

Por lo que estas predicciones serán del tipo de clasificación, generará que el resultado se exprese en variables binarias en donde un 1 equivalente a acumulación y -1 significa a desacumulación. Por otro lado, se ha de mencionar que este backtest tendrá la misma estructura para cada modelo, pero cambiará el resultado en cada una de sus iteraciones, puesto a que los datos cambiarán evitando el Look Ahead Bias y manteniendo la segmentación de años elegida. Además, las características específicas de la cohorte también tendrán que cambiar, estas características son: ventana optima de datos e hiperparámetros óptimos de los modelos.

Esta segmentación de datos surge de la literatura, la cual menciona que un ciclo económico se sitúa alrededor de 5 años o 60 meses (De Groot 2006) por lo que cada iteración tendrá que contar con este tamaño de información para ajustar correctamente las características de cada modelo.

Además de la segmentación de datos también se debe mencionar que los modelos emplearán la validación cruzada el cual es un instrumento ampliamente empleado por la literatura para encontrar el error o precisión de los modelos estadísticos y para la calibración de hiperparámetros en Machine Learning (Berrar, 2019). En donde para esta investigación se emplea la validación cruzada de series de tiempo, la cual es una variación de la versión convencional de K iteraciones. De manera que esta toma solo los datos preexistentes y acumula información de entrenamiento *Ilustración 5* para probar el modelo evitando look ahead-bias realizando la predicción únicamente con información del pasado. Con esto dicho se explicará cada modelo empleado.



*Ilustración 5: Validación cruzada de series de tiempo - Fuente: Elaboración propia*

**Benchmark:**

Para esta investigación se toman dos benchmark, las dos estrategias inician el primer día hábil de enero de 2010 y terminan en diciembre de 2020. La primera consiste en acumular reservas internacionales de forma prolongada. Por otro lado, la segunda consiste en el uso de

la metodología de MCO, en donde se acumula y desacumula de la misma manera de los modelos ya planteados.

En la segunda se selecciona por medio de un backtest la ventana optima de datos por medio de MCO, tomando los 5 años al igual que los modelos de selección y se elige la ventana que presenta el menor RMSE y se predice con esta ventana realizándose con ayuda de la validación cruzada de series de tiempo y el entrenamiento de MCO. Estos valores se ajustan a valores binarios de apreciación y depreciación. Además, en el cálculo de rendimientos acumulados se descuenta un costo transaccional igual a los planteados en los modelos, lo que genera resultados comparables en esta investigación.

<b>Acumulación Prolongada</b>	
31/12/2009	\$ 2.044
31/12/2020	\$ 3.433
$\sigma$	\$ 677
Rendimiento Acumulado	67,612%

Tabla 1: Benchmark acumulación prolongada – Fuente Elaboración propia

El benchmark se expone en la *Tabla 1* en donde se encuentra que el dólar se apreció contra el peso colombiano en aproximadamente un 68% a lo largo del periodo de 11 años.

	<b>Benchmark MCO</b>	
<b>Rendimiento Acumulado</b>	153,51%	
<b>Precisión</b>	61,36%	
	<b>Rendimientos</b>	<b><math>\sigma</math></b>
<b>Promedio Anual 11 años</b>	3,15%	1,42%
<b>Promedio Anual 5 años</b>	3,50%	1,41%
<b>Promedio Mensual</b>	0,25%	4,07%

Tabla 2: Benchmark - Fuente: Elaboración propia

El benchmark por medio de MCO se expone en la *Tabla 2* en donde se encuentra que esta metodología encuentra una precisión en la dirección de la TRM en 61.36% en los 132 datos proyectados. Además, se encuentran rendimientos acumulados de 153.51% por las

decisiones de acumulación y desacumulación recomendadas por el modelo. Por lo que este rendimiento será tomado para comparar los modelos presentados, analizar si estos son rentables y adecuados a largo plazo para el banco central de Colombia o no.

## 5. Resultados

Al presentar los resultados de los modelos se realizan 132 predicciones en diferentes periodos los cuales se encuentran en el Anexo 4, estos valores son binarios en donde 1 significa que la predicción de dirección de TRM es positiva y -1 negativa.

	<b>EN</b>	<b>SVM</b>	<b>RF</b>	<b>Boosting</b>
<b>Accuracy</b>	53,03%	53,79%	49,24%	56,82%
<b>AUC</b>	0,53	0,54	0,49	0,57
<b>Recall</b>	57,35%	54,41%	55,88%	61,76%
<b>Precisión</b>	54,17%	55,22%	50,67%	57,53%
<b>F1</b>	55,71%	54,81%	53,15%	59,57%

*Tabla 3: Resultados modelos de ensamblaje - Fuente: Elaboración propia*

Al analizar los modelos encontramos los resultados de la *Tabla 3*. De donde podemos afirmar que Boosting presenta los mejores estadísticos analizados, en términos de accuracy muestra un 56.82% superando en mínimo 3% a los diferentes modelos presentados. Del mismo modo el recall es de 57.53% superando en por lo menos 4% a los demás resultados y la precisión es superior en 2% a su contrincante más cercano. Por último, el estadístico F1 es de 59.57% encontrando que la precisión y la sensibilidad del modelo son superiores. Las matrices de confusión de encuentran en el *Anexo 5*. Además, se calcula la curva de ROC *Ilustración 7* y vemos que el modelo de Boosting presenta en mejor resultado de AUC situándose en 0.57 y RF presenta el valor mínimo de 0.49.

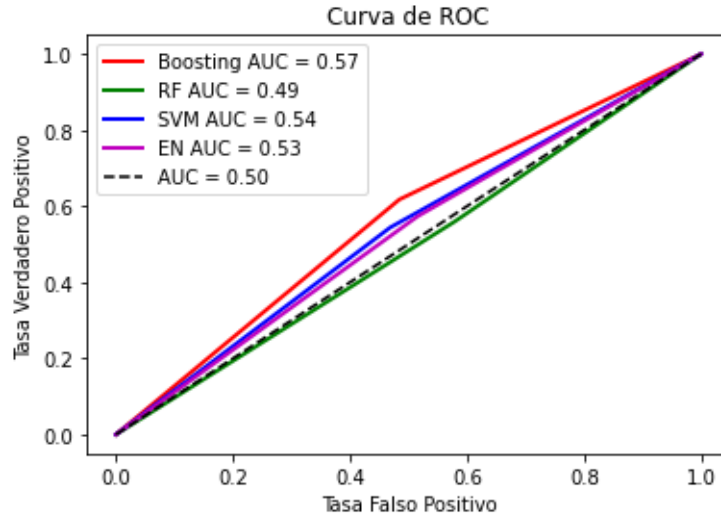


Ilustración 7 Curva de ROC modelos - Fuente: Elaboración propia

Por otro lado, en términos de rendimientos (*Tabla 4*) el modelo más apropiado es RF puesto a que presenta en esta investigación el rendimiento acumulado mayor y el mayor rendimiento mensual promedio siendo un 295.58% de enero de 2010 a diciembre de 2020. También al analizar los rendimientos de los benchmark con los modelos resaltamos que se superaron los resultados. Además, la volatilidad en los rendimientos es menor al 4% lo cual demuestran la eficacia de estas metodologías a la hora de predecir este tipo de problemas. Por último, vemos que el Information ratio beneficia los modelos por sus mayores rendimientos y las diferencias de precisión entre estos manteniendo RF como en el mejor por medio de esta métrica.



	<b>EN</b>	<b>SVM</b>	<b>RF</b>	<b>Boosting</b>
<b>Rendimiento Acumulado Total</b>	217,44%	173,08%	295,58%	205,39%
<b>Rendimiento Mensual Promedio</b>	1,65%	1,31%	2,24%	1,56%
<b><math>\sigma</math></b>	3,52%	3,67%	3,16%	3,56%
<b>Information Ratio MCO</b>	3159,82%	1559,60%	4361,52%	2916,52%
<b>Information Ratio Acumulación Mensual</b>	3372,14%	3460,02%	9029,03%	4185,92%

*Tabla 4: Rendimiento, Precisión e Information Ratio de modelos de ensamblaje - Fuente: Elaboración propia*

Teniendo en cuenta los resultados a nuestra perspectiva Boosting presenta los mejores resultados, puesto a que en el análisis estadístico es el modelo con mejor desempeño y en términos de rendimiento supera a los benchmark con relativa baja volatilidad.

## **6. Conclusiones**

La presente investigación permite concluir que la hipótesis acerca de crear estrategias de predicción por medio de modelos de Machine Learning con el uso de la metodología de Wrapping superan las metodologías tradicionales. Esto se cumple por medio de los diferentes modelos presentados, resaltando que el modelo Boosting exhibe la mayor precisión (56.8%) y mayor AUC de la curva de ROC (0.57), lo que permite su empleabilidad en diferentes fines como lo es control de reservas internacionales por parte del BR o a los ya nombrados en esta investigación.

Adicionalmente se contribuye a la literatura la evidencia de que el uso de estadística multivariada permite una mayor precisión en problemas de clasificación económica, debido a que los modelos empleados en la presente investigación son capaces encontrar relaciones

no lineales entre la variable de interés y las variables explicativas y se encuentran precisiones superiores al 50% en los casos de EN, SVM y Boosting.

Es importante resaltar que durante el desarrollo de esta investigación identificamos algunas limitaciones que esperamos sean una motivación en el desarrollo de futuras investigaciones en este ámbito de estudio. Inicialmente, se encontró dificultad para construir la base de datos con la cual se desarrollaron los modelos debido a que existen variables que no son de consulta pública o la información disponible presenta vacíos en algunos periodos intermedios en el horizonte temporal que contempla esta investigación. Por otra parte, debido a la naturaleza de los datos utilizados consideramos conveniente utilizar únicamente algunas de las metodologías de Machine Learning presentes en la literatura actual; sin embargo, existe una gran cantidad de modelos que pueden ser utilizados para futuras investigaciones y que se ajusten mejor a otro set de variables explicativas.

Por último, se resalta la limitación computacional a la hora de optimizar los hiperparámetros de los modelos de RF y SVM y la necesidad de realizar grandes cantidades de iteraciones con el fin de no incurrir en diferentes sesgos a la hora de desarrollar la investigación. También, que al emplearse modelos de Machine Learning y por su dificultad a nivel matemático que son denominados black-box se limitan las inferencias causales e inferencias entre modelos (Loyola-Gonzalez 2019). Esto como recomendación de los autores se espera que parasiguientes investigaciones se parta con un poder computacional alto y se empleen los modelos que mejor se ajusten al objetivo del estudio brindado por la literatura.

## 7. Referencias

Asamblea Nacional Constituyente (1991, 13 de junio). Título XII Capítulo 6 De la Banca Central. Constitución Política de Colombia. Artículos 371-373.

Aizenman, J., & Lee, J. (2005). International Reserves: Precautionary vs. Mercantilist Views, Theory, and Evidence. *IMF Working Papers*, 2005(198), 1–15. <https://doi.org/10.5089/9781451862171.001>

Aizenman, J., Riera-Crichton, D., & Economics Department, U. (2007). Real Exchange Rate and International Reserves in an Era of Growing Financial and Trade Integration. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.1283960>

Amat, C., Michalski, T., & Stoltz, G. (2018). Fundamentals and exchange rate forecastability with simple machine learning methods. *Journal of International Money and Finance*, 88, 1–24. <https://doi.org/10.1016/j.jimonfin.2018.06.003>

Athey, S., & Imbens, G. W. (2019). Machine Learning Methods That Economists Should Know About. *Annual Review of Economics*, 11(1), 685–725. <https://doi.org/10.1146/annurev-economics-080217-053433>

ANDI. (2017, agosto). ESTATUTOS ASOCIACIÓN NACIONAL DE EMPRESARIOS DE COLOMBIA - ANDI. <http://www.andi.com.co/Uploads/ESTATUTOS%20ANDI.pdf>

Baku, E. (2019). Exchange rate predictability in emerging markets. *International Economics*, 157, 1–22. <https://doi.org/10.1016/j.inteco.2018.06.003>

Banco de la República de Colombia. (2022) Saldo de las reservas internacionales (RI) Guía metodológica. Banco de la República de Colombia. [https://www.banrep.gov.co/sites/default/files/SCE\\_GT\\_RI\\_Guia\\_metodologica\\_V4.pdf](https://www.banrep.gov.co/sites/default/files/SCE_GT_RI_Guia_metodologica_V4.pdf)

Banco Mundial. 2019. Inaugural RAMP Survey on the Reserve Management Practices of Central Banks: Results and Observations. Development Knowledge and Learning; World Bank, Washington, DC. © World Bank. <https://openknowledge.worldbank.org/handle/10986/31461> License: CC BY 3.0 IGO.

Banco de la República de Colombia. (2021). Administración de las reservas internacionales. <https://repositorio.banrep.gov.co/bitstream/handle/20.500.12134/10249/administracion-de-reservas-internacionales-2021.pdf>

Banco de la República de Colombia. (2018). Calificaciones crediticias soberanas (Capítulo 5). <https://repositorio.banrep.gov.co/bitstream/handle/20.500.12134/10249/administracion-de-reservas-internacionales-2021.pdf>

Berrar, D. (2019). Cross-Validation. Encyclopedia of Bioinformatics and Computational Biology, 542–545. <https://doi.org/10.1016/b978-0-12-809633-8.20349-x>

Brandl, B. J., Leopold-Wildburger, U., & Pickl, S. (2009). Increasing the fitness of fundamental exchange rate forecast models. International Journal of Contemporary Mathematical Sciences, 4(16), 779-798. [4].

Breiman, L. (2001). Random Forests. Machine Learning, 45(1), 5–32. <https://doi.org/10.1023/a:1010933404324>

Caicedo, E. F., López, J. A., Caicedo Bravo, E. F., & López Sotelo, J. A. (2009). Una aproximación práctica a las redes neuronales artificiales (1.a ed.) [Libro electrónico]. Alianza Editorial.

Castañeda, D. (2019). Aplicación de support vector machine al mercado colombiano. Trabajo de Grado de Maestría en finanzas cuantitativas. - Universidad del Rosario

Chen, T. H., Chen, M. Y., & Du, G. T. (2020). The Determinants of Bitcoin's Price: Utilization of GARCH and Machine Learning Approaches. Computational Economics, 57(1), 267–280. <https://doi.org/10.1007/s10614-020-10057-7>

Congreso de Colombia (1992, 29 de diciembre) Ley 31 de 1992 por la cual se dictan las normas a las que deberá sujetarse el Banco de la República para el ejercicio de sus funciones. Diario Oficial, Artículo(s) 14

Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine Learning*, 20(3), 273–297. <https://doi.org/10.1007/bf00994018>

Cui, J. L., Qiu, S., Jiang, M. Y., Pei, Z. L., & Lu, Y. N. (2017). Text Classification Based on ReLU Activation Function of SAE Algorithm. *Advances in Neural Networks - ISNN 2017*, 44–50. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-59072-1\\_6](https://doi.org/10.1007/978-3-319-59072-1_6)

De Groot, B. (2006). *Essays on Economic Cycles* (1.a ed.) [Libro electrónico]. ERIM.

Departamento Administrativo Nacional de Estadística [DANE] (2021) Balanza Comercial. DANE. <https://www.dane.gov.co/index.php/estadisticas-por-tema/comercio-internacional/balanza-comercial>

Departamento Nacional de Planeación (DNP). (2019). PLAN NACIONAL DE DESARROLLO 2018–2022. <https://colaboracion.dnp.gov.co/CDT/Prensa/PND-Pacto-por-Colombia-pacto-por-la-equidad-2018-2022.pdf>

Departamento Nacional de Planeación. (2018). Aspectos constitucionales y procedimentales del Plan Nacional de Desarrollo. Imprenta Nacional de Colombia. <https://colaboracion.dnp.gov.co/CDT/Prensa/Aspectos%20constitucionales%20y%20procedimentales%20del%20Plan%20Nacional%20de%20Desarrollo.pdf>

Duzan, H., & Shariff, N. S. B. M. (2015). Ridge Regression for Solving the Multicollinearity Problem: Review of Methods and Models. *Journal of Applied Sciences*, 15(3), 392–404. <https://doi.org/10.3923/jas.2015.392.404>

Escanciano, J. C., & Olmo, J. (2010). Backtesting Parametric Value-at-Risk With Estimation Risk. *Journal of Business & Economic Statistics*, 28(1), 36–51. <https://doi.org/10.1198/jbes.2009.07063>

Fedesarrollo. (2022). Misión - Fedesarrollo. Fedesarrollo. <https://www.fedesarrollo.org.co/es/mision-historia>

Feurer, M., & Hutter, F. (2018). Towards Further Automation in AutoML. <https://ml.informatik.uni-freiburg.de/wp-content/uploads/papers/18-AUTOML-AutoAutoML.pdf>

Fondo Monetario Internacional [FMI]. (2009) Manual de balanza de pagos y posición de inversión internacional. Departamento de Tecnología y Servicios Generales del FMI. <https://www.imf.org/~media/Websites/IMF/imported-publications-loe-pdfs/external/spanish/pubs/ft/bop/2007/bopman6s.ashx>

Fondo Monetario Internacional [FMI]. (2015, abril). *ASSESSING RESERVE ADEQUACY—SPECIFIC PROPOSALS*. IMF Policy Papers. <https://www.imf.org/external/np/pp/eng/2014/121914.pdf>

Gerlein, E. A., McGinnity, M., Belatreche, A., & Coleman, S. (2016). Evaluating machine learning classification for financial trading: An empirical approach. *Expert Systems with Applications*, 54, 193–207. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.01.018>

Giannakas, F., Troussas, C., Voyiatzis, I., & Sgouropoulou, C. (2021). A deep learning classification framework for early prediction of team-based academic performance. *Applied Soft Computing*, 106, 107355. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2021.107355>

Guyon, I., Weston, J., Barnhill, S., & Vapnik, V. (2002). Gene Selection for Cancer Classification using Support Vector Machines. *Machine Learning*, 46(1/3), 389-422. <https://doi.org/10.1023/a:1012487302797>

Hassan, J., & Shoaib, U. (2019). Multi-class Review Rating Classification using Deep Recurrent Neural Network. *Neural Processing Letters*, 51(1), 1031–1048. <https://doi.org/10.1007/s11063-019-10125-6>

Hajizadeh, E., Mahootchi, M., Esfahanipour, A., & Massahi Kh., M. (2015). A new NN-PSO hybrid model for forecasting Euro/Dollar exchange rate volatility. *Neural Computing and Applications*, 31(7), 2063–2071. <https://doi.org/10.1007/s00521-015-2032-7>

Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). Random forests. In *The elements of statistical learning* (pp. 587-604). Springer, New York, NY. [https://link.springer.com/content/pdf/10.1007/978-0-387-84858-7\\_15.pdf](https://link.springer.com/content/pdf/10.1007/978-0-387-84858-7_15.pdf)



Junta Directiva del Banco de la República (2003, 30 de Julio). Informe de la Junta Directiva al Congreso de la República. Sección de Publicaciones del Departamento de Comunicación Institucional.  
[https://repositorio.banrep.gov.co/bitstream/handle/20.500.12134/7100/ijd\\_jul\\_2003.pdf?sequence=1&isAllowed=y](https://repositorio.banrep.gov.co/bitstream/handle/20.500.12134/7100/ijd_jul_2003.pdf?sequence=1&isAllowed=y)

Junta Directiva del Banco de la República (2018, 25 de mayo). Resolución Externa No. 1 de 2018 por la cual se compendia y modifica el régimen de cambios internacionales. Artículo 2.

Junta Directiva del Banco de la República. (2022, marzo). *Informe de la Junta Directiva al Congreso de la República* (ISSN-1657-799X). Banco de la República de Colombia.  
<https://www.banrep.gov.co/es/informe-junta-directiva-congreso-republica-marzo-2022>

Khashei, M., & Bijari, M. (2010). An artificial neural network (p,d,q) model for timeseries forecasting. *Expert Systems with Applications*, 37(1), 479–489.  
<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2009.05.044>

Kuhn, M., & Johnson, K. (2019). *Feature Engineering and Selection: A Practical Approach for Predictive Models*. CRC Press.

López Angarita, David Fernando (2006). Nivel de reservas internacionales y riesgo cambiario en Colombia. *Revista de Economía Institucional*, 8(15),117-159. ISSN: 0124-5996.

Loyola-Gonzalez, O. (2019). Black-Box vs. White-Box: Understanding Their Advantages and Weaknesses From a Practical Point of View. *IEEE Access*, 7, 154096–154113. <https://doi.org/10.1109/access.2019.2949286>

Ludwig, N., Feuerriegel, S., & Neumann, D. (2015). Putting Big Data analytics to work: Feature selection for forecasting electricity prices using the LASSO and random forests. *Journal of Decision Systems*, 24(1), 19–36. <https://doi.org/10.1080/12460125.2015.994290>

Mariño, J. S. (2015). Las reservas internacionales en Colombia: ¿Regla de acumulación, o política discrecional? (The International Reserves in Colombia: Accumulation Rule, or Discretionary Policy?). *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2603295>

Medeiros, M. C., Vasconcelos, G. F. R., Veiga, L., & Zilberman, E. (2019). Forecasting Inflation in a Data-Rich Environment: The Benefits of Machine Learning Methods. *Journal of Business & Economic Statistics*, 39(1), 98–119. <https://doi.org/10.1080/07350015.2019.1637745>

Montenegro, A. (2018). *ECONOMETRÍA: Intermedia y Básica (1.a ed.)* [Libro electrónico]. Editorial Javeriana.

Muratova, Anna and Sushko, Pavel and Espy, Thomas H. (2017): Black-Box Classification Techniques for Demographic Sequences: from Customised SVM to RNN. Published in: CEUR Workshop Proceeding, Vol. 1968, No. Experimental Economics and Machine Learning (28 October 2017): pp. 31-40.

Nielsen, L. (2018). Machine Learning for Foreign Exchange Rate Forecasting [Thesis submitted as part of the requirements for the award of the MSc in Mathematics and Finance] Imperial College London.

Plakandaras, V., Papadimitriou, T., & Gogas, P. (2015). Forecasting Daily and Monthly Exchange Rates with Machine Learning Techniques. *Journal of Forecasting*, 34(7), 560–573. <https://doi.org/10.1002/for.2354>

Presidencia de la Republica de Colombia (2008, 15 de diciembre) Decreto 4712 de 2008 Por el cual se modifica la estructura del Ministerio de Hacienda y Crédito Público. *Diario Oficial* Artículo 33.

Rosenblatt, F. (1958). The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review*, 65(6), 386–408. <https://doi.org/10.1037/h0042519>

Talathi, S. S., & Vartak, A. (2015). Improving performance of recurrent neural network with relu nonlinearity. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.1511.03771>

Tibshirani, R. (1996). Regression Shrinkage and Selection Via the Lasso. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 58(1), 267–288. <https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1996.tb02080.x>

Tin Kam Ho. (1995). Random decision forests. *Proceedings of 3rd International Conference on Document Analysis and Recognition*. <https://doi.org/10.1109/icdar.1995.598994>

Varian, H. R. (2014). Big Data: New Tricks for Econometrics. *Journal of Economic Perspectives*, 28(2), 3–28. <https://doi.org/10.1257/jep.28.2.3>

Waldmann, P., Mészáros, G., Gredler, B., Fuerst, C., & Sölkner, J. (2013). Evaluation of the lasso and the elastic net in genome-wide association studies. *Frontiers in Genetics*, 4. <https://doi.org/10.3389/fgene.2013.00270>

Ying, X. (2019). An Overview of Overfitting and its Solutions. *Journal of Physics: Conference Series*, 1168, 022022. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1168/2/022022>

Zhang, Y., Ma, F., & Wang, Y. (2019). Forecasting crude oil prices with a large set of predictors: Can LASSO select powerful predictors? *Journal of Empirical Finance*, 54, 97–117. <https://doi.org/10.1016/j.jempfin.2019.08.007>

Zhang, Y., Wei, Y., Zhang, Y., & Jin, D. (2019). Forecasting oil price volatility: Forecast combination versus shrinkage method. *Energy Economics*, 80, 423–433. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2019.01.010>

Zou, H., & Hastie, T. (2005). Regularization and variable selection via the elastic net. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, 67(2), 301–320. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9868.2005.00503.x>

## **INDICE ANEXOS**

### **Anexo 1. Indicador ARA para Colombia**

### **Anexo 2. Estadística descriptiva**

**TRM**

**Variables explicativas**

### **Anexo 3. Selección de variables.**

**Elastic Net**

**SVM**

**Random Forest**

**Boosting**

### **Anexo 4. Resultados**

### **Anexo 5. Matrices de confusión**

## 8. Anexos

### Anexo 1. Indicador ARA para Colombia

<b>Ratio of reserve/ARA metric (Unit)</b>	<b>Colombia</b>
<b>2000</b>	1,037
<b>2001</b>	1,067
<b>2002</b>	1,188
<b>2003</b>	1,173
<b>2004</b>	1,221
<b>2005</b>	1,279
<b>2006</b>	1,260
<b>2007</b>	1,462
<b>2008</b>	1,577
<b>2009</b>	1,535
<b>2010</b>	1,389
<b>2011</b>	1,277
<b>2012</b>	1,369
<b>2013</b>	1,420
<b>2014</b>	1,478
<b>2015</b>	1,542
<b>2016</b>	1,369
<b>2017</b>	1,309
<b>2018</b>	1,300
<b>2019</b>	1,364
<b>2020</b>	1,440
<b>2021</b>	1,411

©IMF, 2022

## Anexo 2. Estadística Descriptiva

### TRM

El tipo de cambio peso colombiano vs dólar estadounidense en los últimos 15 años tiene una media que se explica principalmente por los valores bajos de los dos primeros ciclos económicos de información puesto a que el ciclo comprendido desde 2015 a 2020 la moneda colombiana presentó una depreciación ligada a diferentes aspectos locales e internacionales resaltando que uno de estos factores a considerar es la caída del precio del petróleo puesto a que este es el artículo más se exportado en el país siendo un 31.75% para 2021 (DANE, 2021). Con relación a la desviación estándar encontramos que la serie de tiempo presenta una alta volatilidad puesto a que equivale aproximadamente al 25% del valor de la media.

COP/USD	
Mediana	2289,670
Media	2447,036
$\sigma$	599,205
JB	18,854
JB p-value	0,000
Curtosis	-0,612
Asimetría	0,706
ADF	-0,714
ADF p-value	0,843
DW	0,002

*Tabla 1 Estadística descriptiva TRM - Fuente: Elaboración Propia*

Se realizó prueba Jarque-Bera encontrando que la TRM no se distribuye normal de manera que se evaluó la curtosis encontrando que tiene una distribución platicúrtica y una asimetría negativa entendiendo con esto que no hay muchos valores cercanos a la media y que la distribución del tipo de cambio tiene una cola alargada para valores inferiores a la media. Además, se quiso saber del tipo de cambio su estacionariedad y autocorrelación, de



manera que se aplicó la prueba de raíz unitaria (Augmented Dickey Fuller-ADF) la cual es utilizada en diferentes campos que aplican estudios por medio de modelos de series de tiempo (Montenegro 2018) encontrando que esta serie no es estacionaria.

## Variables explicativas

EMPRESAS	mediana	medias	desviación estandar	curtosis	asimetría	jarque_bera	jarque_bera_pvalue
AVAL CB Equity	1155,00	956,92	405,42	-0,35	-0,79	20,57	0,000
Azucar	14,73	16,02	5,32	0,85	1,11	43,78	0,000
BancoCE	0,75	1,10	1,33	0,02	1,13	39,92	0,000
Bancouk	0,50	1,58	1,93	-0,40	1,22	48,14	0,000
BBVACOL CB Equity	249,00	220,02	88,82	0,18	-0,77	18,76	0,000
BCOLO CB Equity	24980,00	22734,22	9390,37	0,25	-0,53	9,33	0,009
BOGOTA CB Equity	51925,70	46698,76	20897,87	-0,57	-0,48	10,09	0,006
Brent	67,43	70,50	22,71	-0,53	0,36	6,43	0,040
BVC CB Equity	11645,00	10327,30	6125,81	-0,52	-0,50	10,13	0,006
Café	125,60	138,95	40,89	3,01	1,77	165,54	0,000
Capital Expenditures-Administradora de Fondos de Pensiones y Cesantías PROTECCION SA/Colombia (PROTECC CB)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,000
Capital Expenditures-Almacenes Exito SA (EXITO CB)	0,00	-125589,02	262886,72	6,72	-2,48	533,00	0,000
Capital Expenditures-Avianca Holdings SA (PFAVH CB)	0,00	-31,44	53,07	7,30	-2,52	599,88	0,000
Capital Expenditures-Banco Bilbao Vizcaya Argentaria Colombia SA (BBVACOL CB)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,000
Capital Expenditures-Banco Comercial AV Villas SA (VILLAS CB)	0,00	1,50	3,73	2,41	2,09	180,88	0,000
Capital Expenditures-Banco Davivienda SA (PDAVVND CB)	0,00	3,49	4,32	-1,47	0,55	26,70	0,000
Capital Expenditures-Banco de Bogota SA (BOGOTA CB)	0,00	4,38	4,57	-1,81	0,16	26,61	0,000
Capital Expenditures-Banco de Occidente SA (OCCID CB)	0,00	1,97	4,05	0,50	1,58	80,08	0,000
Capital Expenditures-Banco Popular SA (POPULA CB)	0,00	1,73	3,63	0,86	1,66	92,25	0,000
Capital Expenditures-Bancolombia SA (PFBICOLO CB)	9,90	8,63	4,18	1,52	-0,69	32,01	0,000
Capital Expenditures-Bolsa de Valores de Colombia (BVC CB)	0,00	-294,20	736,46	11,83	-3,26	1392,26	0,000
Capital Expenditures-Canacol Energy Ltd (CNE CN)	-17,86	-20,38	20,08	3,15	-1,64	158,36	0,000
Capital Expenditures-Celsia SA ESP (CELSIA CB)	0,00	-49395,14	85363,93	2,80	-1,86	167,46	0,000
Capital Expenditures-Cementos Argos SA (CEMARGOS CB)	0,00	-43594,01	74143,70	1,47	-1,57	93,43	0,000
Capital Expenditures-CEMEX Latam Holdings SA (CLH CB)	0,00	-2,05	5,23	9,69	-3,09	1009,42	0,000
Capital Expenditures-Coltejer SA (COLTEJ CB)	0,00	-145,55	401,89	11,47	-3,41	1359,50	0,000
Capital Expenditures-Construcciones El Condor SA (ELCONDOR CB) - E	0,00	-6080,94	16287,80	16,40	-3,95	2524,16	0,000
Capital Expenditures-Constructora Concreto SA (CONCONC CB)	0,00	-6360,56	14246,81	22,96	-4,39	4597,88	0,000
Capital Expenditures-Corp de Ferias y Exposiciones SA (CORFER CB)	0,00	-3563,47	12851,47	44,36	-6,39	16206,76	0,000
Capital Expenditures-Corp Financiera Colombiana SA (CORFICOL CB)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,000
Capital Expenditures-Ecopetrol SA (ECOPETL CB)	-2044000,00	-2076934,71	1808023,84	-0,58	-0,51	10,97	0,004
Capital Expenditures-Empresa de Telecomunicaciones de Bogota (ETB CB)	0,00	-30994,12	54355,57	5,87	-2,33	429,05	0,000
Capital Expenditures-Enka de Colombia SA (ENKA CX)	0,00	-757,23	1549,23	4,13	-2,21	281,59	0,000
Capital Expenditures-Fabricato SA (FABRI CB)	0,00	-256,02	883,73	16,77	-4,15	2669,84	0,000
Capital Expenditures-Grupo Argos SA/Colombia (GRUPOARG CB)	0,00	-95582,43	159284,74	1,16	-1,50	80,80	0,000
Capital Expenditures-Grupo Aval Acciones y Valores SA (PFAVAL CB)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,000
Capital Expenditures-Grupo Bolívar SA (GRUPOBOL CB)	0,00	-21461,32	70077,59	29,25	-5,15	7318,01	0,000
Capital Expenditures-Grupo de Inversiones Suramericana SA (GRUPOSUR CB)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,000
Capital Expenditures-Grupo Energia Bogota SA ESP (GEB CB)	-67162,00	-129360,67	194268,82	7,92	-2,67	697,37	0,000
Capital Expenditures-Grupo Nutresa SA (NUTRESA CB)	0,00	-33031,24	47683,51	2,75	-1,64	140,63	0,000
Capital Expenditures-Industrias Estra SA (ESTRA CB)	0,00	-873,99	4033,25	49,66	-6,92	20209,19	0,000
Capital Expenditures-Interconexion Eléctrica SA ESP (ISA CB)	0,00	-172396,15	271252,58	3,62	-1,88	209,55	0,000
Capital Expenditures-Mineros SA (MINEROS CB)	0,00	-6251,97	15718,85	12,98	-3,40	1636,66	0,000
Capital Expenditures-Organizacion Terpel SA (TERPEL CB)	0,00	-22805,43	35327,23	2,27	-1,68	127,36	0,000
Capital Expenditures-Promigas SA ESP (PROMIG CX)	0,00	-16005,43	34225,43	6,75	-2,73	578,32	0,000
Capital Expenditures-Valores Simesa SA (VALSIME CB)	0,00	-864,73	5291,02	50,98	-7,08	21279,53	0,000
Cash from Operations-Administradora de Fondos de Pensiones y Cesantías PROTECCION SA/Colombia (PROTECC CB)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,000
Cash from Operations-Almacenes Exito SA (EXITO CB)	0,00	152006,59	2167299,82	5,67	0,73	257,78	0,000
Cash from Operations-Avianca Holdings SA (PFAVH CB)	0,00	36,20	80,09	1,51	0,72	33,00	0,000
Cash from Operations-Banco Bilbao Vizcaya Argentaria Colombia SA (BBVACOL CB)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,000
Cash from Operations-Banco Comercial AV Villas SA (VILLAS CB)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,000
Cash from Operations-Banco Davivienda SA (PDAVVND CB)	0,00	0,30	1,71	31,02	5,65	8294,33	0,000
Cash from Operations-Banco de Bogota SA (BOGOTA CB)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,000
Cash from Operations-Banco de Occidente SA (OCCID CB)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,000
Cash from Operations-Banco Popular SA (POPULA CB)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,000
Cash from Operations-Bancolombia SA (PFBICOLO CB)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,000
Cash from Operations-Bolsa de Valores de Colombia (BVC CB)	0,00	3016,70	6319,58	4,63	2,29	326,28	0,000
Cash from Operations-Canacol Energy Ltd (CNE CN)	6,45	11,18	16,63	0,32	0,16	1,42	0,493
Cash from Operations-Celsia SA ESP (CELSIA CB)	0,00	21967,11	106560,76	5,07	-0,33	196,00	0,000
Cash from Operations-Cementos Argos SA (CEMARGOS CB)	0,00	70014,52	147687,11	3,72	2,19	254,21	0,000
Cash from Operations-CEMEX Latam Holdings SA (CLH CB)	0,00	25,45	39,42	0,70	0,15	4,06	0,132
Cash from Operations-Coltejer SA (COLTEJ CB)	0,00	2312,36	9637,60	35,57	5,47	10532,57	0,000
Cash from Operations-Construcciones El Condor SA (ELCONDOR CB) - E	0,00	-4871,55	55874,84	12,99	0,48	1282,35	0,000
Cash from Operations-Constructora Concreto SA (CONCONC CB)	0,00	3651,52	38578,02	3,81	0,93	135,57	0,000
Cash from Operations-Corp de Ferias y Exposiciones SA (CORFER CB)	0,00	4706,61	15546,78	6,18	2,57	495,65	0,000
Cash from Operations-Corp Financiera Colombiana SA (CORFICOL CB)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,000
Cash from Operations-Ecopetrol SA (ECOPETL CB)	3275000,00	3004707,39	2852890,67	-0,52	0,34	5,88	0,053
Cash from Operations-Empresa de Telecomunicaciones de Bogota (ETB CB)	0,00	42147,06	113339,06	20,56	3,87	3673,22	0,000
Cash from Operations-Enka de Colombia SA (ENKA CX)	0,00	2295,05	8358,65	17,72	3,61	2786,74	0,000

EMPRESAS	mediana	medias	desviación estandar	curtosis	asimetria	jarque_bera	jarque_bera_pvalue
Cash from Operations-Fabricato SA (FABRI CB)	0,00	-1703,06	6714,00	5,15	-1,85	306,76	0,000
Cash from Operations-Grupo Argos SA/Colombia (GRUPOARG CB)	0,00	144037,75	293180,40	2,73	1,68	144,39	0,000
Cash from Operations-Grupo Aval Acciones y Valores SA (PFAVAL CB)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,000
Cash from Operations-Grupo Bolivar SA (GRUPOBOL CB)	0,00	792513,69	3065031,20	6,64	1,36	389,68	0,000
Cash from Operations-Grupo de Inversiones Suramericana SA (GRUPOSUR CB)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,000
Cash from Operations-Grupo Energia Bogota SA ESP (GEB CB)	149962,00	272089,35	454133,80	1,46	0,77	34,10	0,000
Cash from Operations-Grupo Nutresa SA (NUTRESA CB)	0,00	74762,83	136319,98	0,80	1,40	66,24	0,000
Cash from Operations-Industrias Estra SA (ESTRA CB)	0,00	206,47	1266,81	5,58	0,44	239,93	0,000
Cash from Operations-Interconexion Electrica SA ESP (ISA CB)	0,00	275618,39	416528,32	2,80	1,70	149,14	0,000
Cash from Operations-Mineros SA (MINEROS CB)	0,00	13808,18	28579,38	3,49	2,14	235,42	0,000
Cash from Operations-Organizacion Terpel SA (TERPEL CB)	0,00	39792,76	101273,53	1,37	1,23	60,95	0,000
Cash from Operations-Promigas SA ESP (PROMIG CX)	0,00	50789,38	95188,57	4,48	1,74	245,85	0,000
Cash from Operations-Valores Simesa SA (VALSIME CB)	0,00	223,72	9054,86	14,40	2,22	1723,82	0,000
CELSIA CB Equity	4262,50	3732,34	1677,17	-0,55	-0,51	10,94	0,004
CEMARGOS CB Equity	6486,62	6886,51	3201,02	-0,57	-0,24	4,67	0,097
CLH CB Equity	0,00	5040,63	6210,79	-1,09	0,70	25,02	0,000
CNEC CB Equity	6555,00	6766,07	7236,35	1,93	1,26	77,48	0,000
Cobre	294,30	291,42	69,83	-0,31	-0,16	1,67	0,434
COLCAP	1376,76	1333,56	332,11	-0,49	-0,53	10,85	0,004
COLTEJ CB Equity	3535,00	7676,59	9526,90	6,69	2,36	512,97	0,000
CONCONC CB Equity	487,50	643,98	593,11	-1,70	0,17	23,66	0,000
CORFER CB Equity	1000,00	886,76	451,94	-1,21	-0,38	16,34	0,000
CORFICOL CB Equity	20791,22	17474,24	9288,63	-1,13	-0,36	14,36	0,001
CREDIFAM CB Equity	0,00	48,02	247,52	23,09	4,99	4820,84	0,000
DAX	7918,07	8597,02	2782,49	-1,34	0,18	15,24	0,000
Dow	13992,25	16180,75	5900,92	-0,69	0,71	19,95	0,000
EBITDA, Adj-Administradora de Fondos de Pensiones y Cesantias PROTECCION SA/Colombia (PROTECC CB)	0,00	42285,39	69732,09	1,81	1,45	90,62	0,000
EBITDA, Adj-Almacenes Exito SA (EXITO CB)	160229,50	276944,36	368943,81	0,68	1,29	55,97	0,000
EBITDA, Adj-Avianca Holdings SA (PFAVH CB)	75,25	76,94	77,68	-1,11	0,20	11,14	0,004
EBITDA, Adj-Banco Bilbao Vizcaya Argentaria Colombia SA (BBVACOL CB)	0,00	147879,00	399980,18	32,37	5,14	8769,72	0,000
EBITDA, Adj-Banco Comercial AV Villas SA (VILLAS CB)	0,00	21176,63	34949,18	0,29	1,33	55,87	0,000
EBITDA, Adj-Banco Davivienda SA (PFDVAVND CB)	228500,00	214134,51	410684,00	18,16	-2,06	2629,98	0,000
EBITDA, Adj-Banco de Bogota SA (BOGOTA CB)	358673,98	389155,55	417456,48	-1,00	0,46	14,60	0,001
EBITDA, Adj-Banco de Occidente SA (OCCID CB)	0,00	23669,14	74941,73	1,88	0,80	45,97	0,000
EBITDA, Adj-Banco Popular SA (POPULA CB)	0,00	28993,92	51037,16	0,38	1,39	61,41	0,000
EBITDA, Adj-Bancolombia SA (PFBICOLO CB)	490882,00	551218,25	314082,54	-0,12	0,11	0,55	0,761
EBITDA, Adj-Bolsa de Valores de Colombia (BVC CB)	0,00	3761,99	8508,60	2,10	1,65	117,84	0,000
EBITDA, Adj-Canacol Energy Ltd (CNE CN)	9,74	12,69	16,73	-0,58	0,37	7,09	0,029
EBITDA, Adj-Celsia SA ESP (CELSIA CB)	0,00	85837,63	139179,61	2,02	1,53	103,27	0,000
EBITDA, Adj-Cementos Argos SA (CEMARGOS CB)	184771,00	195385,46	186303,11	-1,53	0,22	20,02	0,000
EBITDA, Adj-CEMEX Latam Holdings SA (CLH CB)	0,00	44,84	57,34	-0,72	0,65	17,41	0,000
EBITDA, Adj-Coltejer SA (COLTEJ CB)	0,00	1454,52	5626,08	10,31	3,00	1086,16	0,000
EBITDA, Adj-Construcciones El Condor SA (ELCONDOR CB) - E	0,00	14662,80	31459,20	14,88	3,16	1989,05	0,000
EBITDA, Adj-Constructora Concreto SA (CONCONC CB)	0,00	13717,49	20054,32	0,12	0,96	28,90	0,000
EBITDA, Adj-Corp de Ferias y Exposiciones SA (CORFER CB)	0,00	2208,51	7039,45	3,82	1,95	228,37	0,000
EBITDA, Adj-Corp Financiera Colombiana SA (CORFICOL CB)	0,00	180871,73	281286,18	2,90	1,80	164,33	0,000
EBITDA, Adj-Ecopetrol SA (ECOPETL CB)	4534583,50	4133695,15	3047056,35	-1,36	-0,21	16,17	0,000
EBITDA, Adj-Empresa de Telecomunicaciones de Bogota (ETB CB)	0,00	38499,21	69511,19	2,94	1,56	140,51	0,000
EBITDA, Adj-Enka de Colombia SA (ENKA CX)	0,00	2457,60	4583,69	7,08	2,35	551,24	0,000
EBITDA, Adj-Fabricato SA (FABRI CB)	0,00	549,92	5341,35	11,42	0,65	998,59	0,000
EBITDA, Adj-Grupo Argos SA/Colombia (GRUPOARG CB)	438032,00	441698,79	406015,23	-1,13	0,35	14,12	0,001
EBITDA, Adj-Grupo Aval Acciones y Valores SA (PFAVAL CB)	0,00	659770,88	739206,72	-1,20	0,52	19,99	0,000
EBITDA, Adj-Grupo Bolivar SA (GRUPOBOL CB)	0,00	149466,85	269551,42	1,73	1,62	104,57	0,000
EBITDA, Adj-Grupo de Inversiones Suramericana SA (GRUPOSUR CB)	0,00	114134,69	196721,46	3,67	1,75	196,36	0,000
EBITDA, Adj-Grupo Energia Bogota SA ESP (GEB CB)	166967,50	187776,98	201172,48	0,41	0,04	1,13	0,569
EBITDA, Adj-Grupo Nutresa SA (NUTRESA CB)	0,00	103819,02	141437,51	-1,16	0,75	28,69	0,000
EBITDA, Adj-Industrias Estra SA (ESTRA CB)	0,00	721,83	1321,86	0,38	0,86	24,10	0,000
EBITDA, Adj-Interconexion Electrica SA ESP (ISA CB)	609724,00	766413,56	825811,57	29,97	4,76	7519,41	0,000
EBITDA, Adj-Mineros SA (MINEROS CB)	0,00	16641,04	38375,98	5,66	2,50	437,06	0,000
EBITDA, Adj-Organizacion Terpel SA (TERPEL CB)	0,00	34187,16	74397,56	1,82	1,85	131,88	0,000
EBITDA, Adj-Promigas SA ESP (PROMIG CX)	0,00	113735,86	164651,10	-0,05	1,03	33,48	0,000
EBITDA, Adj-Valores Simesa SA (VALSIME CB)	0,00	1005,61	2051,97	3,52	1,95	212,99	0,000
ECOPETL CB Equity	2427,50	2248,36	1639,14	-0,92	0,11	7,21	0,027
ELCONDOR CB Equity	0,00	616,12	643,35	-1,82	0,16	26,89	0,000
ENKA CB Equity	8,51	7,66	4,65	-0,76	-0,58	15,45	0,000
Enterprise Value-Administradora de Fondos de Pensiones y Cesantias PROTECCION SA/Colombia (PROTECC CB)	0,00	759510,63	1029416,12	-1,29	0,72	29,41	0,000
Enterprise Value-Almacenes Exito SA (EXITO CB)	9016614,11	10830581,48	8333558,44	-0,94	0,49	14,73	0,001
Enterprise Value-Avianca Holdings SA (PFAVH CB)	3361,51	2333,53	1985,03	-1,75	-0,23	25,89	0,000
Enterprise Value-Banco Bilbao Vizcaya Argentaria Colombia SA (BBVACOL CB)	26213077,41	26139449,62	27468738,57	-1,60	0,29	22,74	0,000

EMPRESAS	mediana	medias	desviación estandar	curtosis	asimetria	jarque_bera	jarque_bera_pvalue
Enterprise Value-Banco Comercial AV Villas SA (VILLAS CB)	0,00	4174121,05	6263794,85	-1,17	0,87	34,95	0,000
Enterprise Value-Banco Davivienda SA (PFDAVND CB)	47121903,80	51445970,01	45540114,47	-1,17	0,33	14,47	0,001
Enterprise Value-Banco de Bogota SA (BOGOTA CB)	41389355,07	70965777,72	74503931,18	-1,45	0,34	20,45	0,000
Enterprise Value-Banco de Occidente SA (OCCID CB)	0,00	10795804,12	17867388,82	-0,77	1,08	41,74	0,000
Enterprise Value-Banco Popular SA (POPULA CB)	0,00	6536476,70	10586480,94	-0,81	1,05	40,05	0,000
Enterprise Value-Bancolombia SA (PFBCOLO CB)	97916380,00	121009416,43	75679426,29	-1,20	0,41	16,74	0,000
Enterprise Value-Bolsa de Valores de Colombia (BVC CB)	0,00	210607,73	262290,00	-0,86	0,78	25,18	0,000
Enterprise Value-Canacol Energy Ltd (CNE CN)	424,79	425,97	329,59	-1,54	0,07	19,04	0,000
Enterprise Value-Celsia SA ESP (CELSIA CB)	5950447,83	4373341,34	3994485,25	-1,74	-0,03	23,75	0,000
Enterprise Value-Cementos Argos SA (CEMARGOS CB)	14859806,33	12692747,88	8333296,67	-1,09	-0,52	18,02	0,000
Enterprise Value-CEMEX Latam Holdings SA (CLH CB)	631,25	1630,65	2047,55	-0,38	0,97	31,15	0,000
Enterprise Value-Coltejer SA (COLTEJ CB)	0,00	24590,40	68792,18	5,56	2,66	454,77	0,000
Enterprise Value-Construcciones El Condor SA (ELCONDOR CB) - E	0,00	528700,96	581113,59	-1,74	0,29	26,55	0,000
Enterprise Value-Constructora Concreto SA (CONCONC CB)	0,00	695650,34	767299,23	-1,45	0,41	21,96	0,000
Enterprise Value-Corp de Ferias y Exposiciones SA (CORFER CB)	0,00	3972,38	31612,19	60,61	7,87	29815,49	0,000
Enterprise Value-Corp Financiera Colombiana SA (CORFICOL CB)	0,00	9209019,01	11682528,66	-0,63	0,87	27,26	0,000
Enterprise Value-Ecopetrol SA (ECOPETL CB)	111537587,99	107078113,42	78849880,84	-0,17	0,13	0,87	0,647
Enterprise Value-Empresa de Telecomunicaciones de Bogota (ETB CB)	0,00	571923,89	853863,29	-0,15	1,16	42,98	0,000
Enterprise Value-Enka de Colombia SA (ENKA CX)	0,00	45652,71	71536,87	-0,94	0,98	37,71	0,000
Enterprise Value-Fabricato SA (FABRI CB)	0,00	66350,69	91248,66	-1,18	0,76	29,52	0,000
Enterprise Value-Grupo Argos SA/Colombia (GRUPOARG CB)	23381494,50	20772793,19	15675789,92	-1,49	-0,33	20,90	0,000
Enterprise Value-Grupo Aval Acciones y Valores SA (PFAVAL CB)	0,00	107303387,89	116999135,04	-1,51	0,36	22,25	0,000
Enterprise Value-Grupo Bolivar SA (GRUPOBOL CB)	0,00	19285038,47	29975254,96	-0,85	1,00	37,13	0,000
Enterprise Value-Grupo de Inversiones Suramericana SA (GRUPOSUR CB)	0,00	25779695,77	30742208,16	-1,58	0,52	28,26	0,000
Enterprise Value-Grupo Energia Bogota SA ESP (GEB CB)	16788503,41	14759247,77	11236158,09	-1,24	-0,14	12,77	0,002
Enterprise Value-Grupo Nutresa SA (NUTRESA CB)	12118769,08	11224788,68	3520394,61	-0,68	-0,65	17,08	0,000
Enterprise Value-Industrias Estra SA (ESTRA CB)	0,00	14400,83	27363,20	1,29	1,66	98,30	0,000
Enterprise Value-Interconexion Electrica SA ESP (ISA CB)	21131747,36	22495584,78	11659974,54	-0,05	0,13	0,59	0,746
Enterprise Value-Mineros SA (MINEROS CB)	0,00	271990,06	399502,74	-1,00	0,89	33,05	0,000
Enterprise Value-Organizacion Terpel SA (TERPEL CB)	0,00	1540412,85	2043225,90	-1,41	0,66	29,56	0,000
Enterprise Value-Promigas SA ESP (PROMIG CX)	0,00	5320806,26	5801843,42	-1,52	0,38	22,78	0,000
Enterprise Value-Valores Simesa SA (VALSIME CB)	56617,90	52309,83	47686,93	-1,15	0,25	12,63	0,002
EPS, Adj-Administradora de Fondos de Pensiones y Cesantias PROTECCION SA/Colombia (PROTECC CB)	0,00	975,54	1752,97	0,96	0,77	25,31	0,000
EPS, Adj-Almacenes Exito SA (EXITO CB)	94,86	146,37	265,83	2,35	0,97	70,75	0,000
EPS, Adj-Avianca Holdings SA (PFAVH CB)	0,00	-0,01	0,09	4,70	-1,07	202,00	0,000
EPS, Adj-Banco Bilbao Vizcaya Argentaria Colombia SA (BBVACOL CB)	0,00	7,48	17,52	36,80	5,67	11278,64	0,000
EPS, Adj-Banco Comercial AV Villas SA (VILLAS CB)	0,00	63,92	104,69	0,07	1,27	50,98	0,000
EPS, Adj-Banco Davivienda SA (PFDAVND CB)	479,42	478,79	544,16	8,99	2,45	797,97	0,000
EPS, Adj-Banco de Bogota SA (BOGOTA CB)	921,99	899,79	1215,78	12,32	2,73	1381,15	0,000
EPS, Adj-Banco de Occidente SA (OCCID CB)	0,00	199,70	369,19	1,31	1,63	96,24	0,000
EPS, Adj-Banco Popular SA (POPULA CB)	0,00	3,00	5,13	0,32	1,36	59,27	0,000
EPS, Adj-Bancolombia SA (PFBCOLO CB)	482,76	456,19	270,36	-0,04	-0,23	1,70	0,427
EPS, Adj-Bolsa de Valores de Colombia (BVC CB)	0,00	82,44	140,71	7,29	1,70	490,45	0,000
EPS, Adj-Canacol Energy Ltd (CNE CN)	-0,08	-0,09	0,22	1,30	0,14	12,81	0,002
EPS, Adj-Celsia SA ESP (CELSIA CB)	0,00	23,13	64,54	6,88	0,67	370,61	0,000
EPS, Adj-Cementos Argos SA (CEMARGOS CB)	14,81	31,37	74,14	7,18	1,72	481,20	0,000
EPS, Adj-CEMEX Latam Holdings SA (CLH CB)	0,00	0,03	0,06	3,49	0,45	97,18	0,000
EPS, Adj-Coltejer SA (COLTEJ CB)	0,00	-33,66	117,95	18,65	-3,60	3038,91	0,000
EPS, Adj-Construcciones El Condor SA (ELCONDOR CB) - E	0,00	17,48	42,12	23,80	4,05	4803,34	0,000
EPS, Adj-Constructora Concreto SA (CONCONC CB)	0,00	6,11	12,96	1,68	0,75	38,24	0,000
EPS, Adj-Corp de Ferias y Exposiciones SA (CORFER CB)	0,00	5,39	35,37	5,05	1,07	227,27	0,000
EPS, Adj-Corp Financiera Colombiana SA (CORFICOL CB)	0,00	309,36	532,64	6,27	2,32	464,95	0,000
EPS, Adj-Ecopetrol SA (ECOPETL CB)	28,60	38,64	37,43	-1,32	0,37	18,18	0,000
EPS, Adj-Empresa de Telecomunicaciones de Bogota (ETB CB)	0,00	-1,69	12,13	5,94	-1,30	317,98	0,000
EPS, Adj-Enka de Colombia SA (ENKA CX)	0,00	0,06	0,24	19,58	4,02	3409,85	0,000
EPS, Adj-Fabricato SA (FABRI CB)	0,00	-0,07	0,80	5,62	1,47	304,62	0,000
EPS, Adj-Grupo Argos SA/Colombia (GRUPOARG CB)	29,50	77,94	119,87	0,22	0,61	11,84	0,003
EPS, Adj-Grupo Aval Acciones y Valores SA (PFAVAL CB)	0,00	12,27	13,57	-1,31	0,45	20,13	0,000
EPS, Adj-Grupo Bolivar SA (GRUPOBOL CB)	0,00	889,09	1482,07	-0,18	1,22	47,01	0,000
EPS, Adj-Grupo de Inversiones Suramericana SA (GRUPOSUR CB)	0,00	293,21	408,47	0,86	1,26	55,46	0,000
EPS, Adj-Grupo Energia Bogota SA ESP (GEB CB)	13,96	36,56	159,27	18,07	1,90	2584,48	0,000
EPS, Adj-Grupo Nutresa SA (NUTRESA CB)	171,41	162,29	125,88	0,15	0,43	5,95	0,051
EPS, Adj-Industrias Estra SA (ESTRA CB)	0,00	-3,62	13,30	2,80	-0,90	83,66	0,000
EPS, Adj-Interconexion Electrica SA ESP (ISA CB)	98,53	156,54	219,58	15,44	3,23	2131,60	0,000
EPS, Adj-Mineros SA (MINEROS CB)	0,00	45,64	103,41	21,06	4,08	3879,67	0,000
EPS, Adj-Organizacion Terpel SA (TERPEL CB)	0,00	59,06	176,31	9,40	-1,31	720,08	0,000
EPS, Adj-Promigas SA ESP (PROMIG CX)	0,00	65,88	78,50	0,99	0,96	36,22	0,000
EPS, Adj-Valores Simesa SA (VALSIME CB)	0,00	131,01	521,12	19,96	4,48	3648,09	0,000
ESTRA CB Equity	282,50	341,54	229,51	0,27	1,02	33,00	0,000

EMPRESAS	mediana	medias	desviación estandar	curtosis	asimetria	jarque_bera	jarque_bera_pvalue
ETB CB Equity	550,50	550,67	249,35	0,56	0,14	2,74	0,254
EUR_COP	2939,00	3028,75	515,09	0,30	0,81	21,07	0,000
EUR_GBP	0,84	0,81	0,08	-1,00	-0,60	19,47	0,000
EURUSD	1,27	1,26	0,13	-0,70	0,31	7,12	0,028
EXITO CB Equity	15600,00	17353,76	8579,64	-0,37	0,13	1,76	0,414
FABRI CB Equity	18,30	27,33	23,63	1,05	1,35	65,30	0,000
FAMILIA CB Equity	550,00	1059,91	875,04	2,62	1,57	128,52	0,000
Fed	0,25	1,36	1,72	0,14	1,21	46,42	0,000
Free Cash Flow-Administradora de Fondos de Pensiones y Cesantias PROTECCION SA/Colombia (PROTECC CB)	0,00	0,55	3,14	33,14	5,79	9377,85	0,000
Free Cash Flow-Almacenes Exito SA (EXITO CB)	0,00	3805,05	2067014,46	5,96	0,51	274,80	0,000
Free Cash Flow-Avianca Holdings SA (PFAVH CB)	0,00	0,51	58,03	3,54	-0,64	106,18	0,000
Free Cash Flow-Banco Bilbao Vizcaya Argentaria Colombia SA (BBVACOL CB)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,000
Free Cash Flow-Banco Comercial AV Villas SA (VILLAS CB)	0,00	1,63	4,05	2,49	2,10	185,08	0,000
Free Cash Flow-Banco Davivienda SA (PDAVVND CB)	0,00	5,83	6,44	-1,78	0,27	27,23	0,000
Free Cash Flow-Banco de Bogota SA (BOGOTA CB)	0,00	6,27	6,48	-1,95	0,09	30,04	0,000
Free Cash Flow-Banco de Occidente SA (OCCID CB)	0,00	2,20	4,76	0,97	1,72	99,52	0,000
Free Cash Flow-Banco Popular SA (POPULA CB)	0,00	1,99	4,17	0,72	1,64	88,03	0,000
Free Cash Flow-Bancolombia SA (PFBICOLO CB)	13,28	12,98	2,55	15,53	-3,29	2164,29	0,000
Free Cash Flow-Bolsa de Valores de Colombia (BVC CB)	0,00	2588,85	6045,76	6,19	2,59	498,24	0,000
Free Cash Flow-Canacol Energy Ltd (CNE CN)	-5,11	-9,19	20,10	2,99	-1,57	144,41	0,000
Free Cash Flow-Celsia SA ESP (CELSIA CB)	0,00	-27428,03	79845,34	9,73	-2,94	986,81	0,000
Free Cash Flow-Cementos Argos SA (CEMARGOS CB)	0,00	26420,51	111920,01	5,91	1,62	344,88	0,000
Free Cash Flow-CEMEX Latam Holdings SA (CLH CB)	0,00	19,68	38,08	1,58	0,29	20,91	0,000
Free Cash Flow-Coltejer SA (COLTEJ CB)	0,00	2128,66	9583,27	36,13	5,50	10846,63	0,000
Free Cash Flow-Construcciones El Condor SA (ELCONDOR CB) - E	0,00	-10408,26	56972,75	11,85	0,15	1060,17	0,000
Free Cash Flow-Constructora Concreto SA (CONCONC CB)	0,00	-2709,04	41864,46	2,70	0,14	54,75	0,000
Free Cash Flow-Corp de Ferias y Exposiciones SA (CORFER CB)	0,00	135,92	12095,97	8,32	0,23	523,50	0,000
Free Cash Flow-Corp Financiera Colombiana SA (CORFICOL CB)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,000
Free Cash Flow-Ecopetrol SA (ECOPETL CB)	487000,00	927772,68	2310532,69	0,66	-0,08	3,24	0,198
Free Cash Flow-Empresa de Telecomunicaciones de Bogota (ETB CB)	0,00	11152,94	79904,85	24,01	3,65	4784,10	0,000
Free Cash Flow-Enka de Colombia SA (ENKA CX)	0,00	1138,24	7812,03	20,70	3,78	3693,54	0,000
Free Cash Flow-Fabricato SA (FABRI CB)	0,00	-1959,08	7246,70	5,49	-2,06	359,89	0,000
Free Cash Flow-Grupo Argos SA/Colombia (GRUPOARG CB)	0,00	46728,96	197648,69	7,00	0,96	397,81	0,000
Free Cash Flow-Grupo Aval Acciones y Valores SA (PFAVAL CB)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,000
Free Cash Flow-Grupo Bolivar SA (GRUPOBOL CB)	0,00	632068,11	2844727,41	8,78	1,36	639,47	0,000
Free Cash Flow-Grupo de Inversiones Suramericana SA (GRUPOSUR CB)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,000
Free Cash Flow-Grupo Energia Bogota SA ESP (GEB CB)	0,00	145893,55	403466,42	1,44	0,21	16,35	0,000
Free Cash Flow-Grupo Nutresa SA (NUTRESA CB)	0,00	41731,59	106169,00	1,83	1,49	94,24	0,000
Free Cash Flow-Industrias Estra SA (ESTRA CB)	0,00	-663,54	3927,73	49,45	-6,81	20003,06	0,000
Free Cash Flow-Interconexion Electrica SA ESP (ISA CB)	0,00	92868,91	307641,98	6,29	2,09	435,05	0,000
Free Cash Flow-Mineros SA (MINEROS CB)	0,00	6977,98	18687,41	6,34	2,55	506,56	0,000
Free Cash Flow-Organizacion Terpel SA (TERPEL CB)	0,00	16987,32	84861,28	2,72	1,85	77,75	0,000
Free Cash Flow-Promigas SA ESP (PROMIG CX)	0,00	34783,94	87825,66	6,41	0,89	421,56	0,000
Free Cash Flow-Valores Simesa SA (VALSIME CB)	0,00	-1198,66	8263,57	55,14	-7,38	24772,22	0,000
FTSE	6189,00	6179,24	856,85	-0,13	-0,38	4,69	0,096
Gas Natural	3269,50	3986,69	2728,10	1,62	1,11	57,54	0,000
GBP_COP	3845,00	3746,47	622,77	-1,07	0,04	9,33	0,009
GBPUSD	1,56	1,57	0,23	-0,71	0,38	8,78	0,012
GEB CB Equity	1337,50	1077,07	823,80	-1,54	-0,34	22,33	0,000
Gross Profit, Adj-Administradora de Fondos de Pensiones y Cesantias PROTECCION SA/Colombia (PROTECC CB)	0,00	55106,71	151793,88	8,76	0,31	581,83	0,000
Gross Profit, Adj-Almacenes Exito SA (EXITO CB)	623408,50	1056675,59	1143959,05	0,58	1,39	63,18	0,000
Gross Profit, Adj-Avianca Holdings SA (PFAVH CB)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,000
Gross Profit, Adj-Banco Bilbao Vizcaya Argentaria Colombia SA (BBVACOL CB)	0,00	209664,71	338003,50	7,94	1,95	594,46	0,000
Gross Profit, Adj-Banco Comercial AV Villas SA (VILLAS CB)	0,00	33307,68	54083,28	0,26	1,31	54,14	0,000
Gross Profit, Adj-Banco Davivienda SA (PDAVVND CB)	508812,00	494663,65	480169,34	0,02	-0,01	0,01	0,996
Gross Profit, Adj-Banco de Bogota SA (BOGOTA CB)	501449,75	646313,56	683495,48	-1,60	0,30	23,05	0,000
Gross Profit, Adj-Banco de Occidente SA (OCCID CB)	0,00	57210,71	118561,08	2,38	1,94	160,62	0,000
Gross Profit, Adj-Banco Popular SA (POPULA CB)	0,00	40589,08	68897,24	-0,49	1,18	45,76	0,000
Gross Profit, Adj-Bancolombia SA (PFBICOLO CB)	788004,00	999806,81	586225,35	-1,12	0,47	16,97	0,000
Gross Profit, Adj-Bolsa de Valores de Colombia (BVC CB)	0,00	8744,47	17967,81	1,25	1,71	103,69	0,000
Gross Profit, Adj-Canacol Energy Ltd (CNE CN)	12,08	14,19	17,04	-0,21	0,24	2,30	0,317
Gross Profit, Adj-Celsia SA ESP (CELSIA CB)	163022,00	125656,92	119070,89	-1,55	0,14	19,74	0,000
Gross Profit, Adj-Cementos Argos SA (CEMARGOS CB)	243856,00	236235,60	175339,04	-1,27	-0,07	13,07	0,001
Gross Profit, Adj-CEMEX Latam Holdings SA (CLH CB)	54,28	76,70	84,13	-1,30	0,49	20,89	0,000
Gross Profit, Adj-Coltejer SA (COLTEJ CB)	0,00	1012,49	3285,26	4,26	1,69	226,05	0,000
Gross Profit, Adj-Construcciones El Condor SA (ELCONDOR CB) - E	0,00	12610,02	20685,22	2,23	0,73	53,26	0,000
Gross Profit, Adj-Constructora Concreto SA (CONCONC CB)	0,00	19822,42	22952,17	-1,08	0,61	21,02	0,000
Gross Profit, Adj-Corp de Ferias y Exposiciones SA (CORFER CB)	0,00	10074,12	19711,66	1,66	1,78	120,31	0,000
Gross Profit, Adj-Corp Financiera Colombiana SA (CORFICOL CB)	0,00	182181,32	280080,85	2,63	1,74	147,14	0,000

EMPRESAS	mediana	medias	desviación estandar	curtosis	asimetria	jarque_bera	jarque_bera_pvalue
Gross Profit, Adj-Ecopetrol SA (ECOPETL CB)	3903970,00	3811456,49	2766015,20	-1,35	-0,18	15,51	0,000
Gross Profit, Adj-Empresa de Telecomunicaciones de Bogota (ETB CB)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,000
Gross Profit, Adj-Enka de Colombia SA (ENKA CX)	0,00	4225,12	6884,52	0,06	1,25	49,20	0,000
Gross Profit, Adj-Fabricato SA (FABRI CB)	0,00	2466,84	4592,26	3,14	1,92	189,51	0,000
Gross Profit, Adj-Grupo Argos SA/Colombia (GRUPOARG CB)	506879,00	509534,24	436658,27	-1,27	0,19	14,04	0,001
Gross Profit, Adj-Grupo Aval Acciones y Valores SA (PFAVAL CB)	0,00	1015544,23	1148546,56	-1,18	0,55	20,64	0,000
Gross Profit, Adj-Grupo Bolivar SA (GRUPOBOL CB)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,000
Gross Profit, Adj-Grupo de Inversiones Suramericana SA (GRUPOSUR CB)	0,00	95761,53	167757,28	0,80	1,19	49,07	0,000
Gross Profit, Adj-Grupo Energia Bogota SA ESP (GEB CB)	183233,50	216759,17	187588,60	0,18	0,90	25,58	0,000
Gross Profit, Adj-Grupo Nutresa SA (NUTRESA CB)	615726,50	657566,43	309751,84	-0,87	-0,06	6,30	0,043
Gross Profit, Adj-Industrias Estra SA (ESTRA CB)	5475,67	5494,95	1391,16	5,85	-1,67	345,09	0,000
Gross Profit, Adj-Interconexion Electrica SA ESP (ISA CB)	501772,00	619028,88	923244,57	22,62	4,00	4379,35	0,000
Gross Profit, Adj-Mineros SA (MINEROS CB)	0,00	23643,96	41306,69	4,25	2,04	266,74	0,000
Gross Profit, Adj-Organizacion Terpel SA (TERPEL CB)	0,00	157644,62	193248,71	-1,36	0,57	25,02	0,000
Gross Profit, Adj-Promigas SA ESP (PROMIG CB)	0,00	140230,12	160264,81	-0,39	0,70	16,62	0,000
Gross Profit, Adj-Valores Simesa SA (VALSIME CB)	2554,61	2428,39	2279,61	0,56	0,82	23,31	0,000
GRUPOARG CB Equity	17400,00	15363,52	5873,49	0,51	-1,08	38,34	0,000
GRUPOBOL CB Equity	45560,00	36739,10	21190,13	-1,16	-0,47	17,86	0,000
GRUPOSUR CB Equity	32820,00	28048,91	11568,12	-0,21	-0,88	25,03	0,000
Ibovespa	57865,20	61110,14	20019,01	0,36	0,72	17,13	0,000
IBR_1Dnom	0,04	0,04	0,02	-0,10	0,17	1,07	0,585
IBR_90Dnom	0,02	0,02	0,02	-1,20	0,41	16,76	0,000
IBR_30Dnom	0,02	0,02	0,02	-1,21	0,41	16,94	0,000
Inflacion MoM	0,00	0,00	0,00	0,67	0,75	20,91	0,000
Inflacion YoY	0,04	0,04	0,02	0,01	0,78	19,19	0,000
Imex	2227,42	2104,82	609,20	-0,61	-0,60	14,45	0,001
Ipsa	3914,68	3838,95	976,14	-0,62	-0,27	5,42	0,066
ISA CB Equity	9105,00	9259,17	4249,16	0,05	-0,11	0,40	0,821
Libor1M	0,45	1,52	1,73	-0,04	1,14	40,93	0,000
Libor3M	0,80	1,68	1,72	-0,18	1,07	36,09	0,000
Libor6M	1,19	1,83	1,67	-0,25	1,02	33,48	0,000
Maiz	378,88	413,58	157,78	0,70	0,25	5,31	0,070
Market Capitalization-Administradora de Fondos de Pensiones y Cesantias PROTECCION SA/Colombia (PROTECC CB)	0,00	495056,15	1003842,56	0,93	1,64	90,79	0,000
Market Capitalization-Almacenes Exito SA (EXITO CB)	6506846,77	6705940,28	4474449,36	-0,71	0,21	5,57	0,062
Market Capitalization-Avianca Holdings SA (PFAVH CB)	516,21	718,53	806,90	-0,84	0,75	23,66	0,000
Market Capitalization-Banco Bilbao Vizcaya Argentaria Colombia SA (BBVACOL CB)	0,00	2040388,38	2247396,21	-1,13	0,43	16,06	0,000
Market Capitalization-Banco Comercial AV Villas SA (VILLAS CB)	0,00	211333,74	545550,52	4,66	2,44	350,26	0,000
Market Capitalization-Banco Davivienda SA (PFDVVND CB)	9765065,75	8063569,76	6963057,91	-1,05	0,11	9,34	0,009
Market Capitalization-Banco de Bogota SA (BOGOTA CB)	14287277,00	10786563,68	10631113,44	-1,88	0,04	27,81	0,000
Market Capitalization-Banco de Occidente SA (OCCID CB)	0,00	1573450,40	2592217,21	-0,89	1,05	41,19	0,000
Market Capitalization-Banco Popular SA (POPULA CB)	0,00	278111,56	891963,83	8,10	3,08	793,90	0,000
Market Capitalization-Bancolombia SA (PFBLOLO CB)	22982292,46	21220263,67	8345435,79	-0,24	0,11	0,92	0,633
Market Capitalization-Bolsa de Valores de Colombia (BVC CB)	0,00	254651,91	283226,84	-1,33	0,49	21,53	0,000
Market Capitalization-Canacol Energy Ltd (CNE CN)	315,69	328,74	243,51	-1,53	-0,05	18,51	0,000
Market Capitalization-Celsia SA ESP (CELSIA CB)	2978389,53	2210294,71	2016429,61	-1,79	-0,05	25,23	0,000
Market Capitalization-Cementos Argos SA (CEMARGOS CB)	11428261,36	9297534,75	6129013,10	-1,20	-0,56	21,52	0,000
Market Capitalization-CEMEX Latam Holdings SA (CLH CB)	212,49	1174,52	1558,04	0,14	1,15	41,63	0,000
Market Capitalization-Coltejer SA (COLTEJ CB)	0,00	12545,31	36774,58	5,81	2,73	487,87	0,000
Market Capitalization-Construcciones El Condor SA (ELCONDOR CB) - E	0,00	343806,71	364586,91	-1,75	0,22	25,66	0,000
Market Capitalization-Constructora Concreto SA (CONCONC CB)	0,00	470179,57	541104,53	-1,54	0,50	26,61	0,000
Market Capitalization-Corp de Ferias y Exposiciones SA (CORFER CB)	0,00	3007,82	23936,28	60,61	7,87	29815,49	0,000
Market Capitalization-Corp Financiera Colombiana SA (CORFICOL CB)	0,00	3433065,47	3855671,74	-1,82	0,29	28,87	0,000
Market Capitalization-Ecopetrol SA (ECOPETL CB)	86611176,94	91789105,34	74348832,96	0,13	0,55	9,52	0,009
Market Capitalization-Empresa de Telecomunicaciones de Bogota (ETB CB)	0,00	540518,21	790336,10	-0,48	1,06	37,41	0,000
Market Capitalization-Enka de Colombia SA (ENKA CX)	0,00	33503,44	52684,66	-0,81	1,02	37,97	0,000
Market Capitalization-Fabricato SA (FABRI CB)	0,00	32581,73	49285,23	-0,11	1,19	44,95	0,000
Market Capitalization-Grupo Argos SA/Colombia (GRUPOARG CB)	12804736,00	9758879,55	7131791,43	-1,50	-0,50	25,75	0,000
Market Capitalization-Grupo Aval Acciones y Valores SA (PFAVAL CB)	0,00	12776772,95	13350903,91	-1,93	0,12	29,80	0,000
Market Capitalization-Grupo Bolivar SA (GRUPOBOL CB)	0,00	1442285,29	2165455,59	-1,11	0,88	34,49	0,000
Market Capitalization-Grupo de Inversiones Suramericana SA (GRUPOSUR CB)	0,00	9193885,95	10381328,26	-1,81	0,32	29,07	0,000
Market Capitalization-Grupo Energia Bogota SA ESP (GEB CB)	12853647,82	10529575,31	7662111,13	-1,38	-0,39	20,01	0,000
Market Capitalization-Grupo Nutresa SA (NUTRESA CB)	10407992,62	9637244,33	2593163,57	-0,12	-0,84	22,55	0,000
Market Capitalization-Industrias Estra SA (ESTRA CB)	0,00	9632,83	19163,24	2,43	1,91	158,50	0,000
Market Capitalization-Interconexion Electrica SA ESP (ISA CB)	10467556,10	10998795,70	5376170,68	0,24	0,05	0,43	0,805
Market Capitalization-Mineros SA (MINEROS CB)	0,00	229976,01	338075,28	-0,99	0,89	33,11	0,000
Market Capitalization-Organizacion Terpel SA (TERPEL CB)	0,00	812936,88	1099500,09	-0,99	0,79	27,78	0,000
Market Capitalization-Promigas SA ESP (PROMIG CB)	0,00	3350225,14	3623933,52	-1,40	0,38	20,12	0,000
Market Capitalization-Valores Simesa SA (VALSIME CB)	57724,38	54193,93	50171,07	-0,99	0,33	11,51	0,003
MINEROS CB Equity	2450,00	2918,76	1698,64	0,38	0,78	20,16	0,000

EMPRESAS	mediana	medias	desviación estandar	curtosis	asimetria	jarque_bera	jarque_bera_pvalue
Nasdaq	2778,33	3889,06	2604,02	1,10	1,27	59,45	0,000
Net Income, Adj-Administradora de Fondos de Pensiones y Cesantias PROTECCION SA/Colombia (PROTECC CB)	0,00	25652,38	44587,49	0,88	0,72	21,78	0,000
Net Income, Adj-Almacenes Exito SA (EXITO CB)	48116,64	59733,10	130195,24	3,24	0,18	79,09	0,000
Net Income, Adj-Avianca Holdings SA (PFAVH CB)	0,00	-13,64	83,15	4,74	-2,24	326,15	0,000
Net Income, Adj-Banco Bilbao Vizcaya Argentaria Colombia SA (BBVACOL CB)	16114,08	108372,46	251653,94	37,02	5,70	11406,25	0,000
Net Income, Adj-Banco Comercial AV Villas SA (VILLAS CB)	0,00	14364,30	23526,86	0,07	1,27	50,98	0,000
Net Income, Adj-Banco Davivienda SA (PFDVVND CB)	169000,00	173641,57	150809,19	-1,40	0,17	16,38	0,000
Net Income, Adj-Banco de Bogota SA (BOGOTA CB)	288766,47	292725,64	401228,66	12,69	2,79	1461,38	0,000
Net Income, Adj-Banco de Occidente SA (OCCID CB)	0,00	31133,17	57556,44	1,31	1,63	96,24	0,000
Net Income, Adj-Banco Popular SA (POPULA CB)	0,00	23208,01	39631,41	0,31	1,36	59,07	0,000
Net Income, Adj-Bancolombia SA (PFBICOLO CB)	389112,50	434933,12	228626,06	0,53	0,35	5,78	0,055
Net Income, Adj-Bolsa de Valores de Colombia (BVC CB)	0,00	4960,38	12497,03	32,37	5,07	8745,54	0,000
Net Income, Adj-Canacol Energy Ltd (CNE CN)	-0,80	-3,26	20,43	15,94	-3,03	2210,20	0,000
Net Income, Adj-Celsia SA ESP (CELSIA CB)	0,00	24860,45	60679,53	10,87	0,46	898,01	0,000
Net Income, Adj-Cementos Argos SA (CEMARGOS CB)	21022,00	37604,64	84314,38	7,07	1,58	455,15	0,000
Net Income, Adj-CEMEX Latam Holdings SA (CLH CB)	0,00	14,55	32,54	3,73	0,33	107,37	0,000
Net Income, Adj-Coltejer SA (COLTEJ CB)	0,00	-2761,85	8303,86	17,44	-3,44	2672,97	0,000
Net Income, Adj-Construcciones El Condor SA (ELCONDOR CB) - E	0,00	11701,10	26974,49	15,62	3,43	2214,71	0,000
Net Income, Adj-Constructora Concreto SA (CONCONC CB)	0,00	5891,25	12943,13	1,73	0,43	27,89	0,000
Net Income, Adj-Corp de Ferias y Exposiciones SA (CORFER CB)	0,00	1251,53	6475,63	3,50	1,10	129,20	0,000
Net Income, Adj-Corp Financiera Colombiana SA (CORFICOL CB)	0,00	93233,48	157224,02	3,62	1,98	221,83	0,000
Net Income, Adj-Ecopetrol SA (ECOPETL CB)	1167172,50	1584189,88	1533572,58	-1,33	0,36	18,23	0,000
Net Income, Adj-Empresa de Telecomunicaciones de Bogota (ETB CB)	0,00	-5978,33	43077,51	5,94	-1,30	318,37	0,000
Net Income, Adj-Enka de Colombia SA (ENKA CX)	0,00	486,75	2117,93	15,41	2,84	2048,73	0,000
Net Income, Adj-Fabricato SA (FABRI CB)	0,00	-664,55	7338,30	5,42	1,40	282,25	0,000
Net Income, Adj-Grupo Argos SA/Colombia (GRUPOARG CB)	23491,50	59952,29	95757,82	0,79	0,68	18,78	0,000
Net Income, Adj-Grupo Aval Acciones y Valores SA (PFAVAL CB)	0,00	266541,96	297915,11	-1,20	0,51	19,69	0,000
Net Income, Adj-Grupo Bolivar SA (GRUPOBOL CB)	0,00	79583,31	134128,46	0,11	1,30	52,91	0,000
Net Income, Adj-Grupo de Inversiones Suramericana SA (GRUPOSUR CB)	31102,75	151274,19	204446,63	1,47	1,34	72,51	0,000
Net Income, Adj-Grupo Energia Bogota SA ESP (GEB CB)	143590,62	215479,04	282447,56	1,33	-0,22	14,22	0,001
Net Income, Adj-Grupo Nutresa SA (NUTRESA CB)	84309,00	89321,87	45638,82	1,77	0,89	47,99	0,000
Net Income, Adj-Industrias Estra SA (ESTRA CB)	-15,73	-216,16	1182,30	-0,09	-0,11	0,46	0,797
Net Income, Adj-Interconexion Electrica SA ESP (ISA CB)	109780,00	185986,09	236036,22	16,99	3,43	2553,22	0,000
Net Income, Adj-Mineros SA (MINEROS CB)	0,00	12210,38	27025,18	21,02	4,06	3863,73	0,000
Net Income, Adj-Organizacion Terpel SA (TERPEL CB)	0,00	12963,00	32400,96	9,02	-1,47	681,79	0,000
Net Income, Adj-Promigas SA ESP (PROMIG CX)	58173,00	77884,10	88411,46	0,96	0,89	31,54	0,000
Net Income, Adj-Valores Simesa SA (VALSIME CB)	1567,44	6085,47	18059,01	17,52	4,14	2860,59	0,000
NIKKFI	15853,72	15540,59	4839,77	-1,08	0,12	9,86	0,007
NUTRESA CB Equity	22472,99	20126,91	7170,15	1,27	-1,32	66,28	0,000
OCCID CB Equity	32260,00	28755,78	11216,16	0,14	-0,96	29,42	0,000
Oro	1233,19	1177,58	374,86	-0,56	-0,28	5,11	0,078
PAZRIO CB Equity	20,00	26,75	21,56	0,23	1,02	33,29	0,000
PFAVAL CB Equity	1135,00	680,92	625,00	-1,95	-0,16	30,60	0,000
PFAVH CB Equity	1690,00	1700,21	1727,17	-1,45	0,34	20,13	0,000
PFBVACO CB Equity	224,00	145,36	143,51	-1,77	0,08	24,75	0,000
PFBICOLO CB Equity	26190,00	23394,90	9742,56	0,29	-0,49	8,16	0,017
PFCEMARG CB Equity	0,00	3783,02	4580,70	-1,62	0,48	28,08	0,000
PFCORCOL CB Equity	18227,01	15852,31	7868,38	-0,99	-0,49	15,37	0,000
PFDVVND CB Equity	21700,00	16375,52	14707,02	-1,51	0,02	18,05	0,000
PFGRUPOA CB Equity	0,00	8633,85	9215,55	-1,83	0,21	27,52	0,000
PFGRUPSU CB Equity	28630,00	18248,44	18067,94	-1,96	0,01	30,13	0,000
PVVILL51 CB Equity	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,000
PIB_F	181104,44	178926,62	28976,70	-1,31	-0,20	14,89	0,001
PIB_I	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,000
Plata	28010,00	100258,91	105816,31	-0,50	0,74	19,22	0,000
Platino	1163,53	1220,09	329,20	-0,65	0,58	13,96	0,001
POPULA CB Equity	445,50	392,46	146,90	1,05	-0,89	32,58	0,000
PROMIG CB Equity	4543,32	4268,99	1804,84	0,49	-0,30	4,52	0,104
PROTECC CB Equity	61711,13	60581,07	30586,74	-0,40	-0,13	1,98	0,372
Reservas netas	37664,56	35771,25	13517,98	-1,37	-0,21	16,34	0,000
Revenue, Adj-Administradora de Fondos de Pensiones y Cesantias PROTECCION SA/Colombia (PROTECC CB)	0,00	96408,47	183377,33	2,93	0,65	77,22	0,000
Revenue, Adj-Almacenes Exito SA (EXITO CB)	2447100,00	4213061,59	4617472,19	0,44	1,39	61,80	0,000
Revenue, Adj-Avianca Holdings SA (PFAVH CB)	997,53	659,66	536,94	-1,81	-0,34	29,39	0,000
Revenue, Adj-Banco Bilbao Vizcaya Argentaria Colombia SA (BBVACOL CB)	0,00	456102,58	533448,46	-1,33	0,42	19,59	0,000
Revenue, Adj-Banco Comercial AV Villas SA (VILLAS CB)	0,00	86894,63	131599,91	-0,99	0,93	35,21	0,000
Revenue, Adj-Banco Davivienda SA (PFDVVND CB)	1100000,00	989885,65	804669,91	-1,42	0,00	16,07	0,000
Revenue, Adj-Banco de Bogota SA (BOGOTA CB)	1696867,00	1457209,88	1510011,65	-1,72	0,21	24,70	0,000
Revenue, Adj-Banco de Occidente SA (OCCID CB)	0,00	166654,27	291752,52	0,44	1,40	63,15	0,000
Revenue, Adj-Banco Popular SA (POPULA CB)	0,00	121256,48	203478,17	-0,21	1,22	46,99	0,000

EMPRESAS	mediana	medias	desviación estandar	curtosis	asimetria	jarque_bera	jarque_bera_pvalue
Revenue, Adj-Bancolombia SA (PFBCOLO CB)	1944064,00	2308438,26	1270389,83	-1,23	0,37	16,36	0,000
Revenue, Adj-Bolsa de Valores de Colombia (BVC CB)	0,00	18477,65	24203,80	0,03	1,07	36,39	0,000
Revenue, Adj-Canacol Energy Ltd (CNE CN)	34,33	28,64	24,33	-1,26	0,18	13,68	0,001
Revenue, Adj-Celsia SA ESP (CELSIA CB)	531418,00	434879,52	415044,23	-1,35	0,20	15,71	0,000
Revenue, Adj-Cementos Argos SA (CEMARGOS CB)	1111239,00	1177833,29	868329,13	-1,42	-0,10	16,22	0,000
Revenue, Adj-CEMEX Latam Holdings SA (CLH CB)	148,13	165,25	173,96	-1,57	0,30	22,39	0,000
Revenue, Adj-Coltejer SA (COLTEJ CB)	0,00	18405,02	24176,17	-0,90	0,81	27,25	0,000
Revenue, Adj-Construcciones El Condor SA (ELCONDOR CB) - E	0,00	97766,66	127911,45	3,74	1,62	186,55	0,000
Revenue, Adj-Constructora Conconcreto SA (CONCONC CB)	0,00	125246,38	143429,29	-1,19	0,58	21,70	0,000
Revenue, Adj-Corp de Ferias y Exposiciones SA (CORFER CB)	0,00	10236,40	20018,07	1,67	1,78	120,56	0,000
Revenue, Adj-Corp Financiera Colombiana SA (CORFICOL CB)	0,00	679725,90	911051,36	-0,58	0,94	30,93	0,000
Revenue, Adj-Ecopetrol SA (ECOPETL CB)	13003360,00	10589204,47	6951694,61	-1,22	-0,58	22,65	0,000
Revenue, Adj-Empresa de Telecomunicaciones de Bogota (ETB CB)	0,00	137667,72	182739,07	-1,65	0,59	32,19	0,000
Revenue, Adj-Enka de Colombia SA (ENKA CX)	0,00	27914,75	43009,35	-1,06	0,93	36,55	0,000
Revenue, Adj-Fabricato SA (FABRI CB)	0,00	30728,16	42034,39	-1,36	0,71	30,75	0,000
Revenue, Adj-Grupo Argos SA/Colombia (GRUPOARG CB)	1760489,00	1844260,39	1556934,51	-1,37	0,12	15,34	0,000
Revenue, Adj-Grupo Aval Acciones y Valores SA (PFAVAL CB)	0,00	2240138,94	2514207,67	-1,17	0,53	19,85	0,000
Revenue, Adj-Grupo Bolivar SA (GRUPOBOL CB)	0,00	494094,83	774717,55	-0,88	1,00	37,62	0,000
Revenue, Adj-Grupo de Inversiones Suramericana SA (GRUPOSUR CB)	0,00	1207936,49	1546182,31	-0,61	0,78	22,31	0,000
Revenue, Adj-Grupo Energia Bogota SA ESP (GEB CB)	414064,00	500895,07	413999,84	-0,90	0,53	15,35	0,000
Revenue, Adj-Grupo Nutresa SA (NUTRESA CB)	1443388,00	1550939,69	689356,54	-0,65	-0,08	3,73	0,155
Revenue, Adj-Industrias Estra SA (ESTRA CB)	17773,38	18060,34	4360,53	7,92	-1,62	555,49	0,000
Revenue, Adj-Interconexion Electrica SA ESP (ISA CB)	1067449,00	1229231,67	962494,36	19,99	3,55	3421,33	0,000
Revenue, Adj-Mineros SA (MINEROS CB)	0,00	79480,77	132166,57	1,37	1,55	89,25	0,000
Revenue, Adj-Organizacion Terpel SA (TERPEL CB)	0,00	1754871,03	2132919,87	-1,41	0,54	24,97	0,000
Revenue, Adj-Promigas SA ESP (PROMIG CX)	87831,27	413985,38	467260,41	-0,99	0,60	19,32	0,000
Revenue, Adj-Valores Simesa SA (VALSIME CB)	3133,45	3113,17	2080,28	0,67	0,50	10,89	0,004
S&P	1538,83	1818,97	697,75	-0,50	0,72	18,62	0,000
T Desempleo	0,11	0,11	0,02	6,44	1,92	427,74	0,000
T Empleo	0,56	0,56	0,03	1,58	-0,97	47,97	0,000
TERPEL CB Equity	0,00	4166,25	5980,51	-0,84	0,90	31,23	0,000
TI_BR	0,05	0,05	0,02	-0,30	0,74	18,07	0,000
TIB	0,05	0,05	0,02	-0,31	0,71	16,86	0,000
USDJPY	106,91	103,75	12,94	-0,61	-0,64	15,96	0,000
VALINDU CB Equity	3795,00	3854,40	1822,27	-0,95	-0,36	11,37	0,003
VALSIME CB Equity	1790,00	2055,76	1256,32	2,31	1,44	104,73	0,000
VILLAS CB Equity	5230,00	5373,78	2367,17	-0,17	-0,42	5,79	0,055
VILLASP CB Equity	5000,00	4668,85	1995,92	-0,11	-0,49	7,79	0,020
VILLASPC CB Equity	2700,00	1659,43	1317,55	-1,79	-0,47	32,39	0,000
WTI	69,03	75,19	25,40	-0,89	0,42	11,95	0,003



### Anexo 3. Selección de variables.

EN

Variables EN	N° de Selecciones	Variables EN	N° de Selecciones	Variables EN	N° de Selecciones	Variables EN	N° de Selecciones	Variables EN	N° de Selecciones	Variables EN	N° de Selecciones	Variables EN	N° de Selecciones
Enterprise Value-Almacenes Exito SA (EXITO CB)	132	Gross Profit, Adj-Industrias Estra SA (ESTRA CB)	132	Nasdaq	132	Revenue, Adj-Almacenes Exito SA (EXITO CB)	132	Market Capitalization-Grupo Energia Bogota SA ESP (GEB CB)	132	Revenue, Adj-Banco Davivienda SA (PFDVVND CB)	128	CORFER CB Equity	121
Market Capitalization-Almacenes Exito SA (EXITO CB)	132	Gas Natural	132	CELSIA CB Equity	132	Net Income, Adj-Almacenes Exito SA (EXITO CB)	132	Enterprise Value-Grupo Energia Bogota SA ESP (GEB CB)	132	Gross Profit, Adj-Banco Davivienda SA (PFDVVND CB)	128	EPS, Adj-Bancolombia SA (PFCOLO CB)	121
EBITDA, Adj-Ecopetrol SA (ECOPETL CB)	132	OCCID CB Equity	132	NIKKEI	132	Enterprise Value-Valores Simesa SA (VALSIME CB)	132	Capital Expenditures-Ecopetrol SA (ECOPETL CB)	132	EBITDA, Adj-Banco Davivienda SA (PFDVVND CB)	128	Enterprise Value-Canacol Energy Ltd (CNE CN)	121
Revenue, Adj-Interconexion Elctrica SA ESP (ISA CB)	132	GBP_COP	132	Ipsa	132	Gross Profit, Adj-Cementos Argos SA (CEMARGOS CB)	132	Free Cash Flow-Ecopetrol SA (ECOPETL CB)	132	Enterprise Value-Banco Davivienda SA (PFDVVND CB)	128	Enterprise Value-Banco de Bogota SA (BOGOTA CB)	120
Market Capitalization-Ecopetrol SA (ECOPETL CB)	132	VILLAS CB Equity	132	CORFICOL CB Equity	132	EBITDA, Adj-Bancolombia SA (PFCOLO CB)	132	EBITDA, Adj-Cementos Argos SA (CEMARGOS CB)	131	Market Capitalization-Grupo Argos SA/Colombia (GRUPOARG CB)	128	Market Capitalization-Banco de Bogota SA (BOGOTA CB)	120
Net Income, Adj-Ecopetrol SA (ECOPETL CB)	132	VILLASP CB Equity	132	CEMARGOS CB Equity	132	Net Income, Adj-Grupo Nutresa SA (NUTRESA CB)	132	COLTEJ CB Equity	131	Enterprise Value-Grupo Argos SA/Colombia (GRUPOARG CB)	128	Market Capitalization-Banco Davivienda SA (PFDVVND CB)	119
Gross Profit, Adj-Ecopetrol SA (ECOPETL CB)	132	EUR_COP	132	Reservas netas	132	Gross Profit, Adj-Grupo Energia Bogota SA ESP (GEB CB)	132	Platino	131	FAMILIA CB Equity	127	Market Capitalization-Canacol Energy Ltd (CNE CN)	118
Enterprise Value-Bancolombia SA (PFCOLO CB)	132	Net Income, Adj-Industrias Estra SA (ESTRA CB)	132	Plata	132	Revenue, Adj-Grupo Energia Bogota SA ESP (GEB CB)	132	Oro	131	Maiz	127	EPS, Adj-Grupo Argos SA/Colombia (GRUPOARG CB)	118
Market Capitalization-Bancolombia SA (PFCOLO CB)	132	PROMIG CB Equity	132	ISA CB Equity	132	Net Income, Adj-Bancolombia SA (PFCOLO CB)	132	Revenue, Adj-Valores Simesa SA (VALSIME CB)	131	Enterprise Value-Celsia SA ESP (CELSIA CB)	125	POPULA CB Equity	115
Revenue, Adj-Grupo Nutresa SA (NUTRESA CB)	132	MINEROS CB Equity	132	GRUPOARG CB Equity	132	Gross Profit, Adj-Bancolombia SA (PFCOLO CB)	132	VALINDU CB Equity	131	Market Capitalization-Celsia SA ESP (CELSIA CB)	125	EBITDA, Adj-Industrias Estra SA (ESTRA CB)	115
Enterprise Value-Interconexion Elctrica SA ESP (ISA CB)	132	Dow	132	PFCOLO CB Equity	132	Net Income, Adj-Grupo Energia Bogota SA ESP (GEB CB)	132	DAX	131	Net Income, Adj-Celsia SA ESP (CELSIA CB)	125	Net Income, Adj-Grupo de Inversiones Suramericana SA (GRUPOSUR CB)	115
Net Income, Adj-Cementos Argos SA (CEMARGOS CB)	132	FTSE	132	NUTRESA CB Equity	132	EBITDA, Adj-Grupo Energia Bogota SA ESP (GEB CB)	132	Net Income, Adj-Valores Simesa SA (VALSIME CB)	131	Gross Profit, Adj-Celsia SA ESP (CELSIA CB)	125	PFAVH CB Equity	114
Net Income, Adj-Interconexion Elctrica SA ESP (ISA CB)	132	Gross Profit, Adj-Valores Simesa SA (VALSIME CB)	132	Revenue, Adj-Ecopetrol SA (ECOPETL CB)	132	Cash from Operations-Grupo Energia Bogota SA ESP (GEB CB)	132	ECOPETL CB Equity	130	ETB CB Equity	125	EPS, Adj-Cementos Argos SA (CEMARGOS CB)	113
Gross Profit, Adj-Grupo Nutresa SA (NUTRESA CB)	132	GEB CB Equity	132	PROTECC CB Equity	132	Revenue, Adj-Bancolombia SA (PFCOLO CB)	132	EBITDA, Adj-Valores Simesa SA (VALSIME CB)	130	Revenue, Adj-Celsia SA ESP (CELSIA CB)	125	PFAVAL CB Equity	113
PIB_F	132	S&P	132	BOGOTA CB Equity	132	Enterprise Value-Cementos Argos SA (CEMARGOS CB)	132	EPS, Adj-Almacenes Exito SA (EXITO CB)	129	CNEC CB Equity	124	Market Capitalization-Avianca Holdings SA (PFAVH CB)	113
Revenue, Adj-Cementos Argos SA (CEMARGOS CB)	132	AVAL CB Equity	132	BCOLO CB Equity	132	Capital Expenditures-Grupo Energia Bogota SA ESP (GEB CB)	132	EBITDA, Adj-Grupo Argos SA/Colombia (GRUPOARG CB)	128	VILLASPC CB Equity	124	Enterprise Value-Avianca Holdings SA (PFAVH CB)	113
Revenue, Adj-Industrias Estra SA (ESTRA CB)	132	PFCORCOL CB Equity	132	BVC CB Equity	132	Free Cash Flow-Grupo Energia Bogota SA ESP (GEB CB)	132	Net Income, Adj-Banco Davivienda SA (PFDVVND CB)	128	EPS, Adj-Banco Davivienda SA (PFDVVND CB)	124	Gross Profit, Adj-Interconexion Elctrica SA ESP (ISA CB)	112
Gross Profit, Adj-Almacenes Exito SA (EXITO CB)	132	Inmex	132	GRUPOSUR CB Equity	132	Enterprise Value-Grupo Nutresa SA (NUTRESA CB)	132	Net Income, Adj-Grupo Argos SA/Colombia (GRUPOARG CB)	128	Cobre	124	BBVACOL CB Equity	111
GRUPÓBOL CB Equity	132	Market Capitalization-Cementos Argos SA (CEMARGOS CB)	132	Market Capitalization-Valores Simesa SA (VALSIME CB)	132	Enterprise Value-Ecopetrol SA (ECOPETL CB)	132	CONCONC CB Equity	128	Café	123	EPS, Adj-Grupo Nutresa SA (NUTRESA CB)	109
EBITDA, Adj-Interconexion Elctrica SA ESP (ISA CB)	132	COLCAP	132	Ibovespa	132	Cash from Operations-Ecopetrol SA (ECOPETL CB)	132	Revenue, Adj-Grupo Argos SA/Colombia (GRUPOARG CB)	128	EPS, Adj-Interconexion Elctrica SA ESP (ISA CB)	122	PFGROUPS CB Equity	107
EXITO CB Equity	132	VALSIME CB Equity	132	Market Capitalization-Grupo Nutresa SA (NUTRESA CB)	132	Market Capitalization-Interconexion Elctrica SA ESP (ISA CB)	132	Gross Profit, Adj-Grupo Argos SA/Colombia (GRUPOARG CB)	128	PFDVVND CB Equity	121	Revenue, Adj-Avianca Holdings SA (PFAVH CB)	106

Variables EN	N° de Selecciones	Variables EN	N° de Selecciones	Variables EN	N° de Selecciones	Variables EN	N° de Selecciones	Variables EN	N° de Selecciones	Variables EN	N° de Selecciones	Variables EN	N° de Selecciones
Net Income, Adj-Banco de Bogota SA (BOGOTA CB)	106	Gross Profit, Adj-Mineros SA (MINEROS CB)	101	Market Capitalization-Industrias Estra SA (ESTRA CB)	92	Market Capitalization-Construcciones El Condor SA (ELCONDOR CB) - E	92	Enterprise Value-Coltejer SA (COLTEJ CB)	89	Revenue, Adj-Organization Terpel SA (TERPEL CB)	80	Cash from Operations-Grupo Bolivar SA (GRUPOBOL CB)	68
EBITDA, Adj-Banco de Bogota SA (BOGOTA CB)	106	Net Income, Adj-Mineros SA (MINEROS CB)	101	EBITDA, Adj-Construcciones El Condor SA (ELCONDOR CB) - E	92	Net Income, Adj-Grupo Aval Acciones y Valores SA (PFAVAL CB)	92	Market Capitalization-Coltejer SA (COLTEJ CB)	89	Free Cash Flow-Bolsa de Valores de Colombia (BVC CB)	79	Enterprise Value-Banco Comercial AV Villas SA (VILLAS CB)	68
Gross Profit, Adj-Banco de Bogota SA (BOGOTA CB)	106	Net Income, Adj-Corp Financiera Colombiana SA (CORFICOL CB)	101	Cash from Operations-Constructora Concreto SA (CONCONC CB)	92	Gross Profit, Adj-Grupo Aval Acciones y Valores SA (PFAVAL CB)	92	EPS, Adj-Corp Financiera Colombiana SA (CORFICOL CB)	88	Capital Expenditures-Bolsa de Valores de Colombia (BVC CB)	79	Revenue, Adj-Grupo Bolivar SA (GRUPOBOL CB)	68
Revenue, Adj-Banco de Bogota SA (BOGOTA CB)	106	PFGRUPOA CB Equity	101	Net Income, Adj-Construcciones El Condor SA (ELCONDOR CB) - E	92	EBITDA, Adj-Grupo Aval Acciones y Valores SA (PFAVAL CB)	92	PFBVACO CB Equity	87	EPS, Adj-Bolsa de Valores de Colombia (BVC CB)	79	Market Capitalization-Grupo Bolivar SA (GRUPOBOL CB)	68
Enterprise Value-Banco Bilbao Vizcaya Argentaria Colombia SA (BBVACOL CB)	104	EPS, Adj-Banco de Bogota SA (BOGOTA CB)	100	Revenue, Adj-Bolsa de Valores de Colombia (BVC CB)	92	EBITDA, Adj-Grupo de Inversiones Suramericana SA (GRUPOSUR CB)	92	Free Cash Flow-Construcciones El Condor SA (ELCONDOR CB) - E	86	Revenue, Adj-CEMEX Latam Holdings SA (CLH CB)	79	Market Capitalization-Empresa de Telecomunicaciones de Bogota (ETB CB)	68
Revenue, Adj-Banco Bilbao Vizcaya Argentaria Colombia SA (BBVACOL CB)	104	EPS, Adj-Grupo de Inversiones Suramericana SA (GRUPOSUR CB)	99	Revenue, Adj-Coltejer SA (COLTEJ CB)	92	Market Capitalization-Grupo de Inversiones Suramericana SA (GRUPOSUR CB)	92	Capital Expenditures-Construcciones El Condor SA (ELCONDOR CB) - E	86	Capital Expenditures-Industrias Estra SA (ESTRA CB)	77	Enterprise Value-Administradora de Fondos de Pensiones y Cesantias PROTECCION SA/Colombia (PROTECC CB)	68
Gross Profit, Adj-Banco Bilbao Vizcaya Argentaria Colombia SA (BBVACOL CB)	104	CLH CB Equity	96	Gross Profit, Adj-Construcciones El Condor SA (ELCONDOR CB) - E	92	Revenue, Adj-Grupo de Inversiones Suramericana SA (GRUPOSUR CB)	92	Cash from Operations-Bolsa de Valores de Colombia (BVC CB)	83	Free Cash Flow-Industrias Estra SA (ESTRA CB)	77	Enterprise Value-Empresa de Telecomunicaciones de Bogota (ETB CB)	68
EBITDA, Adj-Almacenes Exito SA (EXITO CB)	104	Revenue, Adj-Promigas SA ESP (PROMIG CX)	95	Cash from Operations-Avianca Holdings SA (PFAVH CB)	92	Market Capitalization-Grupo Aval Acciones y Valores SA (PFAVAL CB)	92	Enterprise Value-Bolsa de Valores de Colombia (BVC CB)	83	Free Cash Flow-CEMEX Latam Holdings SA (CLH CB)	76	Gross Profit, Adj-Administradora de Fondos de Pensiones y Cesantias PROTECCION SA/Colombia (PROTECC CB)	68
EBITDA, Adj-Banco Bilbao Vizcaya Argentaria Colombia SA (BBVACOL CB)	104	Capital Expenditures-Interconexion Electrica SA ESP (ISA CB)	95	Capital Expenditures-Avianca Holdings SA (PFAVH CB)	92	Cash from Operations-Construcciones El Condor SA (ELCONDOR CB) - E	91	EPS, Adj-Grupo Energia Bogota SA ESP (GEB CB)	82	EPS, Adj-Mineros SA (MINEROS CB)	75	Revenue, Adj-Administradora de Fondos de Pensiones y Cesantias PROTECCION SA/Colombia (PROTECC CB)	68
Net Income, Adj-Banco Bilbao Vizcaya Argentaria Colombia SA (BBVACOL CB)	104	Net Income, Adj-Promigas SA ESP (PROMIG CX)	95	Net Income, Adj-Constructora Concreto SA (CONCONC CB)	92	Free Cash Flow-Constructora Concreto SA (CONCONC CB)	91	Cash from Operations-Almacenes Exito SA (EXITO CB)	80	TERPEL CB Equity	75	EBITDA, Adj-Grupo Bolivar SA (GRUPOBOL CB)	68
Market Capitalization-Banco Bilbao Vizcaya Argentaria Colombia SA (BBVACOL CB)	104	Free Cash Flow-Interconexion Electrica SA ESP (ISA CB)	95	Gross Profit, Adj-Promigas SA ESP (PROMIG CX)	92	Net Income, Adj-Coltejer SA (COLTEJ CB)	91	Free Cash Flow-Organization Terpel SA (TERPEL CB)	80	EBITDA, Adj-Promigas SA ESP (PROMIG CX)	74	Net Income, Adj-Grupo Bolivar SA (GRUPOBOL CB)	68
ESTRA CB Equity	102	Cash from Operations-Interconexion Electrica SA ESP (ISA CB)	95	EBITDA, Adj-Constructora Concreto SA (CONCONC CB)	92	Net Income, Adj-Bolsa de Valores de Colombia (BVC CB)	91	Cash from Operations-Organization Terpel SA (TERPEL CB)	80	Capital Expenditures-Promigas SA ESP (PROMIG CX)	74	EBITDA, Adj-Empresa de Telecomunicaciones de Bogota (ETB CB)	68
ELCONDOR CB Equity	102	Cash from Operations-Grupo Argos SA/Colombia (GRUPOARG CB)	94	Gross Profit, Adj-Constructora Concreto SA (CONCONC CB)	92	WTI	91	Net Income, Adj-Organization Terpel SA (TERPEL CB)	80	Cash from Operations-Promigas SA ESP (PROMIG CX)	74	Capital Expenditures-Grupo Bolivar SA (GRUPOBOL CB)	68
Enterprise Value-Corp Financiera Colombiana SA (CORFICOL CB)	101	Net Income, Adj-Avianca Holdings SA (PFAVH CB)	94	Revenue, Adj-Grupo Aval Acciones y Valores SA (PFAVAL CB)	92	Capital Expenditures-Constructora Concreto SA (CONCONC CB)	90	Capital Expenditures-Organization Terpel SA (TERPEL CB)	80	Free Cash Flow-Promigas SA ESP (PROMIG CX)	74	Revenue, Adj-Banco Comercial AV Villas SA (VILLAS CB)	68
Market Capitalization-Mineros SA (MINEROS CB)	101	EBITDA, Adj-Avianca Holdings SA (PFAVH CB)	94	Revenue, Adj-Constructora Concreto SA (CONCONC CB)	92	Gross Profit, Adj-Coltejer SA (COLTEJ CB)	90	Gross Profit, Adj-Organization Terpel SA (TERPEL CB)	80	Gross Profit, Adj-CEMEX Latam Holdings SA (CLH CB)	72	Revenue, Adj-Empresa de Telecomunicaciones de Bogota (ETB CB)	68
Enterprise Value-Mineros SA (MINEROS CB)	101	Enterprise Value-CEMEX Latam Holdings SA (CLH CB)	94	Market Capitalization-Promigas SA ESP (PROMIG CX)	92	Free Cash Flow-Avianca Holdings SA (PFAVH CB)	90	Cash from Operations-Grupo Nutresa SA (NUTRESA CB)	80	Capital Expenditures-Canacol Energy Ltd (CNE CN)	71	Net Income, Adj-Empresa de Telecomunicaciones de Bogota (ETB CB)	68
Market Capitalization-Corp Financiera Colombiana SA (CORFICOL CB)	101	EBITDA, Adj-Celsia SA ESP (CELSIA CB)	93	Market Capitalization-Bolsa de Valores de Colombia (BVC CB)	92	PFCFEMARG CB Equity	90	EPS, Adj-Valores Simesa SA (VALSIME CB)	80	EBITDA, Adj-Grupo Nutresa SA (NUTRESA CB)	71	EBITDA, Adj-Administradora de Fondos de Pensiones y Cesantias PROTECCION SA/Colombia (PROTECC CB)	68
Revenue, Adj-Corp Financiera Colombiana SA (CORFICOL CB)	101	Enterprise Value-Grupo de Inversiones Suramericana SA (GRUPOSUR CB)	92	Enterprise Value-Constructora Concreto SA (CONCONC CB)	92	Market Capitalization-CEMEX Latam Holdings SA (CLH CB)	90	Cash from Operations-CEMEX Latam Holdings SA (CLH CB)	80	Market Capitalization-Organization Terpel SA (TERPEL CB)	71	Net Income, Adj-Administradora de Fondos de Pensiones y Cesantias PROTECCION SA/Colombia (PROTECC CB)	68
Revenue, Adj-Mineros SA (MINEROS CB)	101	Enterprise Value-Grupo Aval Acciones y Valores SA (PFAVAL CB)	92	Market Capitalization-Constructora Concreto SA (CONCONC CB)	92	Enterprise Value-Construcciones El Condor SA (ELCONDOR CB) - E	89	Cash from Operations-Industrias Estra SA (ESTRA CB)	80	Enterprise Value-Organization Terpel SA (TERPEL CB)	71	Cash from Operations-Celsia SA ESP (CELSIA CB)	68
EBITDA, Adj-Corp Financiera Colombiana SA (CORFICOL CB)	101	Enterprise Value-Industrias Estra SA (ESTRA CB)	92	Gross Profit, Adj-Grupo de Inversiones Suramericana SA (GRUPOSUR CB)	92	Free Cash Flow-Canacol Energy Ltd (CNE CN)	89	Free Cash Flow-Grupo Nutresa SA (NUTRESA CB)	80	Net Income, Adj-Canacol Energy Ltd (CNE CN)	69	Enterprise Value-Fabricato SA (FABRI CB)	68
Gross Profit, Adj-Corp Financiera Colombiana SA (CORFICOL CB)	101	Enterprise Value-Promigas SA ESP (PROMIG CX)	92	Revenue, Adj-Construcciones El Condor SA (ELCONDOR CB) - E	92	Brent	89	Capital Expenditures-Grupo Nutresa SA (NUTRESA CB)	80	EBITDA, Adj-CEMEX Latam Holdings SA (CLH CB)	69	Revenue, Adj-Fabricato SA (FABRI CB)	68

Variables EN	N° de Selecciones	Variables EN	N° de Selecciones	Variables EN	N° de Selecciones	Variables EN	N° de Selecciones	Variables EN	N° de Selecciones
EBITDA, Adj-Mineros SA (MINEROS CB)	68	Market Capitalization-Administradora de Fondos de Pensiones y Cesantías PROTECCION SA/Colombia (PROTECC CB)	68	Cash from Operations-Enka de Colombia SA (ENKA CX)	59	Capital Expenditures-Corp de Ferias y Exposiciones SA (CORFER CB)	56	EBITDA, Adj-Canacol Energy Ltd (CNE CN)	25
Market Capitalization-Fabricato SA (FABRI CB)	68	Enterprise Value-Grupo Bolivar SA (GRUPOBOL CB)	68	Free Cash Flow-Enka de Colombia SA (ENKA CX)	59	Capital Expenditures-Mineros SA (MINEROS CB)	56	EPS, Adj-Empresa de Telecomunicaciones de Bogota (ETB CB)	21
Capital Expenditures-Empresa de Telecomunicaciones de Bogota (ETB CB)	68	EBITDA, Adj-Organization Terpel SA (TERPEL CB)	65	Market Capitalization-Enka de Colombia SA (ENKA CX)	59	EPS, Adj-Construcciones El Condor SA (ELCONDOR CB) - E	55	Free Cash Flow-Banco Davivienda SA (PFDAVVND CB)	21
Net Income, Adj-Fabricato SA (FABRI CB)	68	EPS, Adj-Administradora de Fondos de Pensiones y Cesantías PROTECCION SA/Colombia (PROTECC CB)	65	Revenue, Adj-Enka de Colombia SA (ENKA CX)	59	EPS, Adj-Ecopetrol SA (ECOPEL CB)	55	PAZRIO CB Equity	20
EBITDA, Adj-Coltejer SA (COLTEJ CB)	68	Cash from Operations-Valores Simesa SA (VALSIME CB)	65	Enterprise Value-Enka de Colombia SA (ENKA CX)	59	EPS, Adj-Coltejer SA (COLTEJ CB)	54	Market Capitalization-Corp de Ferias y Exposiciones SA (CORFER CB)	17
Gross Profit, Adj-Banco Comercial AV Villas SA (VILLAS CB)	68	Market Capitalization-Banco de Occidente SA (OCCID CB)	65	Free Cash Flow-Cementos Argos SA (CEMARGOS CB)	59	EPS, Adj-Promigas SA ESP (PROMIG CX)	54	Enterprise Value-Corp de Ferias y Exposiciones SA (CORFER CB)	17
Cash from Operations-Fabricato SA (FABRI CB)	68	Capital Expenditures-Coltejer SA (COLTEJ CB)	63	Cash from Operations-Cementos Argos SA (CEMARGOS CB)	59	Net Income, Adj-Corp de Ferias y Exposiciones SA (CORFER CB)	53	CREDIFAM CB Equity	16
Free Cash Flow-Fabricato SA (FABRI CB)	68	Enterprise Value-Banco de Occidente SA (OCCID CB)	62	Capital Expenditures-Almacenes Exito SA (EXITO CB)	59	EPS, Adj-Banco de Occidente SA (OCCID CB)	53	Azucar	13
EPS, Adj-Grupo Bolivar SA (GRUPOBOL CB)	68	Net Income, Adj-Banco Popular SA (POPULA CB)	62	Market Capitalization-Banco Comercial AV Villas SA (VILLAS CB)	58	Cash from Operations-Canacol Energy Ltd (CNE CN)	53	Capital Expenditures-Banco Davivienda SA (PFDAVVND CB)	13
Gross Profit, Adj-Fabricato SA (FABRI CB)	68	EBITDA, Adj-Banco Popular SA (POPULA CB)	62	Capital Expenditures-Fabricato SA (FABRI CB)	58	EPS, Adj-Banco Comercial AV Villas SA (VILLAS CB)	53	EPS, Adj-Banco Bilbao Vizcaya Argentaria Colombia SA (BBVACOL CB)	12
EPS, Adj-Celsia SA ESP (CELSIA CB)	68	EPS, Adj-Organization Terpel SA (TERPEL CB)	62	Net Income, Adj-CEMEX Latam Holdings SA (CLH CB)	57	Free Cash Flow-Valores Simesa SA (VALSIME CB)	52	Free Cash Flow-Administradora de Fondos de Pensiones y Cesantías PROTECCION SA/Colombia (PROTECC CB)	9
Free Cash Flow-Celsia SA ESP (CELSIA CB)	68	Gross Profit, Adj-Banco Popular SA (POPULA CB)	62	Revenue, Adj-Banco de Occidente SA (OCCID CB)	56	Capital Expenditures-Valores Simesa SA (VALSIME CB)	50	Capital Expenditures-Bancolombia SA (PFBCOLO CB)	9
Cash from Operations-Coltejer SA (COLTEJ CB)	68	EBITDA, Adj-Fabricato SA (FABRI CB)	62	Gross Profit, Adj-Banco de Occidente SA (OCCID CB)	56	USDJPY	46	Capital Expenditures-CEMEX Latam Holdings SA (CLH CB)	8
Free Cash Flow-Coltejer SA (COLTEJ CB)	68	Revenue, Adj-Banco Popular SA (POPULA CB)	62	Cash from Operations-Mineros SA (MINEROS CB)	56	FABRI CB Equity	45	Free Cash Flow-Bancolombia SA (PFBCOLO CB)	6
EBITDA, Adj-Banco Comercial AV Villas SA (VILLAS CB)	68	Enterprise Value-Banco Popular SA (POPULA CB)	62	Net Income, Adj-Banco de Occidente SA (OCCID CB)	56	Gross Profit, Adj-Bolsa de Valores de Colombia (BVC CB)	44	Libor1M	3
Net Income, Adj-Banco Comercial AV Villas SA (VILLAS CB)	68	Market Capitalization-Banco Popular SA (POPULA CB)	61	EBITDA, Adj-Banco de Occidente SA (OCCID CB)	56	EBITDA, Adj-Bolsa de Valores de Colombia (BVC CB)	44	Free Cash Flow-Banco Popular SA (POPULA CB)	3
Free Cash Flow-Grupo Argos SA/Colombia (GRUPOARG CB)	68	Free Cash Flow-Almacenes Exito SA (EXITO CB)	59	Free Cash Flow-Mineros SA (MINEROS CB)	56	EPS, Adj-Corp de Ferias y Exposiciones SA (CORFER CB)	44	Capital Expenditures-Banco de Occidente SA (OCCID CB)	3
Capital Expenditures-Celsia SA ESP (CELSIA CB)	68	Capital Expenditures-Cementos Argos SA (CEMARGOS CB)	59	Revenue, Adj-Corp de Ferias y Exposiciones SA (CORFER CB)	56	EPS, Adj-Industrias Estra SA (ESTRA CB)	43	Free Cash Flow-Banco de Occidente SA (OCCID CB)	3
Free Cash Flow-Empresa de Telecomunicaciones de Bogota (ETB CB)	68	EBITDA, Adj-Enka de Colombia SA (ENKA CX)	59	Gross Profit, Adj-Corp de Ferias y Exposiciones SA (CORFER CB)	56	Gross Profit, Adj-Canacol Energy Ltd (CNE CN)	41	EPS, Adj-Banco Popular SA (POPULA CB)	2
Capital Expenditures-Grupo Argos SA/Colombia (GRUPOARG CB)	68	Capital Expenditures-Enka de Colombia SA (ENKA CX)	59	Cash from Operations-Corp de Ferias y Exposiciones SA (CORFER CB)	56	EPS, Adj-Constructora Conconcreto SA (CONCONC CB)	34	Capital Expenditures-Banco Popular SA (POPULA CB)	2
Cash from Operations-Empresa de Telecomunicaciones de Bogota (ETB CB)	68	Gross Profit, Adj-Enka de Colombia SA (ENKA CX)	59	Free Cash Flow-Corp de Ferias y Exposiciones SA (CORFER CB)	56	Revenue, Adj-Canacol Energy Ltd (CNE CN)	32	Cash from Operations-Banco Davivienda SA (PFDAVVND CB)	2
Free Cash Flow-Grupo Bolivar SA (GRUPOBOL CB)	68	Net Income, Adj-Enka de Colombia SA (ENKA CX)	59	EBITDA, Adj-Corp de Ferias y Exposiciones SA (CORFER CB)	56	EPS, Adj-Grupo Aval Acciones y Valores SA (PFAVAL CB)	30	Free Cash Flow-Banco Comercial AV Villas SA (VILLAS CB)	1

# SVM

AVAL CB Equity	Gross Profit, Adj-Banco de Bogota SA (BOGOTA CB)	Gross Profit, Adj-Bancolombia SA (PFBCOLO CB)	Gross Profit, Adj-Celsia SA ESP (CELSIA CB)	Gross Profit, Adj-Cementos Argos SA (CEMARGOS CB)	Gross Profit, Adj-Constructora Concreto SA (CONCONC CB)	Gross Profit, Adj-Ecopetrol SA (ECOPETL CB)	Gross Profit, Adj-Grupo Argos SA, Colombia (GRUPOARG CB)	Gross Profit, Adj-Grupo Aval Acciones y Valores SA (PFAVAL CB)	Gross Profit, Adj-Mineros SA (MINEROS CB)	Gross Profit, Adj-Organization Terpel SA (TERPEL CB)	Gross Profit, Adj-Promigas SA ESP (PROMIG CX)	GRUPOARG CB Equity	GRUPOBOL CB Equity	GRUPOSUR CB Equity	Ibovespa	
IBR_30Dnom	Inflacion MoM	IBR_90Dnom	Gross Profit, Adj-Valores Simesa SA (VALSIME CB)	Gross Profit, Adj-Promigas SA ESP (PROMIG CX)	Gross Profit, Adj-Organization Terpel SA (TERPEL CB)	Gross Profit, Adj-Grupo Aval Acciones y Valores SA (PFAVAL CB)	Gross Profit, Adj-Constructora Concreto SA (CONCONC CB)	Gross Profit, Adj-CEMEX Latam Holdings SA (CLH CB)	GBPUSD	Gas Natural	FTSE	Free Cash Flow-Banco de Bogota SA (BOGOTA CB)	EURUSD	EUR_COP	Market Capitalization-Banco Bilbao Vizcaya Argentaria Colombia SA (BBVACOL CB)	ETB CB Equity
CELSIA CB Equity	EURUSD	GBPUSD	Gross Profit, Adj-CEMEX Latam Holdings SA (CLH CB)	Gross Profit, Adj-Organization Terpel SA (TERPEL CB)	Enterprise Value- Construcciones El Condor SA (ELCONDOR CB) - E	CLH CB Equity	IBR_90Dnom	IBR_30Dnom	Market Capitalization-Banco Bilbao Vizcaya Argentaria Colombia SA (BBVACOL CB)	Enterprise Value-Bolsa de Valores de Colombia (BVC CB)	MINEROS CB Equity	ECOPETL CB Equity	EUR_COP	PFAVH CB Equity	PFAVAL CB Equity	PFCEMARG CB Equity
CONCONC CB Equity	IBR_30Dnom	PFAVAL CB Equity	PFAVH CB Equity	PFBBVACO CB Equity	PFCEMARG CB Equity	IBR_90Dnom	Gross Profit, Adj-Organization Terpel SA (TERPEL CB)	Gross Profit, Adj-CEMEX Latam Holdings SA (CLH CB)	Platino	GBPUSD	EURUSD	Revenue, Adj-CEMEX Latam Holdings SA (CLH CB)	EUR_COP	ETB CB Equity	MINEROS CB Equity	Enterprise Value-Bolsa de Valores de Colombia (BVC CB)
GBPUSD	Enterprise Value- Construcciones El Condor SA (ELCONDOR CB) - E	Platino	IBR_30Dnom	IBR_90Dnom	PFCEMARG CB Equity	Gross Profit, Adj-Organization Terpel SA (TERPEL CB)	Gross Profit, Adj-CEMEX Latam Holdings SA (CLH CB)	PFBBVACO CB Equity	Enterprise Value-Bolsa de Valores de Colombia (BVC CB)	ECOPETL CB Equity	PFAVH CB Equity	CELSIA CB Equity	Cobre	CLH CB Equity	ETB CB Equity	Revenue, Adj-Organization Terpel SA (TERPEL CB)
MINEROS CB Equity	Platino	Gross Profit, Adj-CEMEX Latam Holdings SA (CLH CB)	CLH CB Equity	PFCEMARG CB Equity	EURUSD	PFBBVACO CB Equity	Cobre	CELSIA CB Equity	Revenue, Adj-Organization Terpel SA (TERPEL CB)	Gross Profit, Adj-Organization Terpel SA (TERPEL CB)	CONCONC CB Equity	Enterprise Value- Construcciones El Condor SA (ELCONDOR CB) - E	ECOPETL CB Equity	Enterprise Value-Bolsa de Valores de Colombia (BVC CB)	IBR_30Dnom	
CLH CB Equity	Gross Profit, Adj-CEMEX Latam Holdings SA (CLH CB)	PFBBVACO CB Equity	EURUSD	CELSIA CB Equity	Revenue, Adj-Organization Terpel SA (TERPEL CB)	Enterprise Value- Construcciones El Condor SA (ELCONDOR CB) - E	PFCEMARG CB Equity	ECOPETL CB Equity	Cobre	Platino	Gross Profit, Adj-Organization Terpel SA (TERPEL CB)	Enterprise Value-Bolsa de Valores de Colombia (BVC CB)	IBR_30Dnom	CONCONC CB Equity	MINEROS CB Equity	
Free Cash Flow-Canacol Energy Ltd (CNE CN)	EPS, Adj-Promigas SA ESP (PROMIG CX)	ESTRA CB Equity	ETB CB Equity	EUR_COP	EUR_GBP	EURUSD	EXFTO CB Equity	FAMILIA CB Equity	Free Cash Flow-Bolsa de Valores de Colombia (BVC CB)	FTSE	Gas Natural	GBP_COP	GEB CB Equity	Gross Profit, Adj-Banco Bilbao Vizcaya Argentaria Colombia SA (BBVACOL CB)	Gross Profit, Adj-Canacol Energy Ltd (CNE CN)	Gross Profit, Adj-CEMEX Latam Holdings SA (CLH CB)
Maiz	MINEROS CB Equity	CEMARGOS CB Equity	PFCEMARG CB Equity	Inflacion MoM	GRUPOSUR CB Equity	GRUPOBOL CB Equity	GBPUSD	GBP_COP	Gas Natural	NIKKEI	FTSE	Café	EUR_COP	ENKA CB Equity	ELCONDOR CB Equity	BCOLO CB Equity
FTSE	Gas Natural	NIKKEI	MINEROS CB Equity	DAX	CEMARGOS CB Equity	Café	PFCEMARG CB Equity	EUR_COP	GRUPOSUR CB Equity	BCOLO CB Equity	EUR_GBP	T Empleo	GBPUSD	GBP_COP	Inflacion MoM	Equity
Café	NIKKEI	MINEROS CB Equity	ELCONDOR CB Equity	CEMARGOS CB Equity	EUR_COP	Inflacion MoM	FTSE	PFCEMARG CB Equity	DAX	GRUPOSUR CB Equity	BCOLO CB Equity	EUR_GBP	GBPUSD	GBP_COP	Gas Natural	T Empleo
PFDAVVND CB Equity	Plata	PIB_F	Ipsa	PFORCOL CB Equity	PFBCOLO CB Equity	ISA CB Equity	CONCONC CB Equity	Ibovespa	Oro	OCCID CB Equity	Libor3M	NIKKEI	ENKA CB Equity	EUR_GBP	Libor1M	EUR_COP

RF

Variables EN	N° de Selecciones	Variables EN	N° de Selecciones	Variables EN	N° de Selecciones	Variables EN	N° de Selecciones	Variables EN	N° de Selecciones	Variables EN	N° de Selecciones	Variables EN	N° de Selecciones
Net Income, Adj-Grupo Energía Bogota SA ESP (GEB CB)	90	Enterprise Value-Cementos Argos SA (CEMARGOS CB)	79	Cash from Operations-Canacol Energy Ltd (CNE CN)	69	Market Capitalization-Interconexion Electrica SA ESP (ISA CB)	62	VILLASP CB Equity	56	Café	50	IBR_90Dnom	46
Net Income, Adj-Interconexion Electrica SA ESP (ISA CB)	89	Net Income, Adj-Valores Simesa SA (VALSIME CB)	78	ECOPETL CB Equity	69	DAX	62	Revenue, Adj-Cementos Argos SA (CEMARGOS CB)	56	COLCAP	50	Platino	45
Market Capitalization-Bancolombia SA (PFCOLO CB)	88	EPS, Adj-Grupo Energía Bogota SA ESP (GEB CB)	78	Enterprise Value-Almacenes Exito SA (EXITO CB)	69	Reservas netas	62	GRUPOBOL CB Equity	55	Libor3M	49	PROMIG CB Equity	45
Net Income, Adj-Grupo Nutresa SA (NUTRESA CB)	88	Revenue, Adj-Industrias Estra SA (ESTRA CB)	77	Enterprise Value-Ecopetrol SA (ECOPETL CB)	69	GEB CB Equity	62	TIB	55	OCCID CB Equity	49	NIKKEI	45
Capital Expenditures-Canacol Energy Ltd (CNE CN)	87	Net Income, Adj-Bancolombia SA (PFCOLO CB)	77	Net Income, Adj-Ecopetrol SA (ECOPETL CB)	69	EPS, Adj-Ecopetrol SA (ECOPETL CB)	61	BBVACOL CB Equity	55	CONCONC CB Equity	49	EURUSD	43
VILLAS CB Equity	85	EBITDA, Adj-Interconexion Electrica SA ESP (ISA CB)	77	Enterprise Value-Valores Simesa SA (VALSIME CB)	68	Capital Expenditures-Grupo Energía Bogota SA ESP (GEB CB)	61	EBITDA, Adj-Grupo Energía Bogota SA ESP (GEB CB)	55	T Desempleo	48	WTI	43
EPS, Adj-Bancolombia SA (PFCOLO CB)	84	EBITDA, Adj-Valores Simesa SA (VALSIME CB)	77	Market Capitalization-Almacenes Exito SA (EXITO CB)	68	Revenue, Adj-Ecopetrol SA (ECOPETL CB)	61	EPS, Adj-Industrias Estra SA (ESTRA CB)	54	Free Cash Flow-Grupo Energía Bogota SA ESP (GEB CB)	48	Maiz	43
Net Income, Adj-Almacenes Exito SA (EXITO CB)	84	Gross Profit, Adj-Grupo Energía Bogota SA ESP (GEB CB)	76	EPS, Adj-Canacol Energy Ltd (CNE CN)	66	Enterprise Value-Grupo Argos SA/Colombia (GRUPOARG CB)	61	PFGRUPSU CB Equity	54	Gross Profit, Adj-Valores Simesa SA (VALSIME CB)	48	Ibovespa	43
Revenue, Adj-Interconexion Electrica SA ESP (ISA CB)	84	Capital Expenditures-Bancolombia SA (PFCOLO CB)	74	EPS, Adj-Grupo Nutresa SA (NUTRESA CB)	66	Gross Profit, Adj-Grupo Argos SA/Colombia (GRUPOARG CB)	60	Revenue, Adj-Bancolombia SA (PFCOLO CB)	53	Market Capitalization-Grupo Energía Bogota SA ESP (GEB CB)	48	Libor1M	43
Free Cash Flow-Ecopetrol SA (ECOPETL CB)	84	Revenue, Adj-Almacenes Exito SA (EXITO CB)	74	MINEROS CB Equity	65	PFDVAVND CB Equity	60	Nasdaq	53	IBR_30Dnom	48	PAZRIO CB Equity	43
PIB_F	83	Revenue, Adj-Canacol Energy Ltd (CNE CN)	72	Gross Profit, Adj-Grupo Nutresa SA (NUTRESA CB)	65	Market Capitalization-Grupo Argos SA/Colombia (GRUPOARG CB)	60	Dow	53	PFAVH CB Equity	48	USDJPY	43
Free Cash Flow-Canacol Energy Ltd (CNE CN)	83	Market Capitalization-Valores Simesa SA (VALSIME CB)	72	Market Capitalization-Ecopetrol SA (ECOPETL CB)	65	Net Income, Adj-Banco Davivienda SA (PFDVAVND CB)	60	BVC CB Equity	53	CORFER CB Equity	47	ENKA CB Equity	43
EPS, Adj-Almacenes Exito SA (EXITO CB)	83	Enterprise Value-Interconexion Electrica SA ESP (ISA CB)	72	Net Income, Adj-Canacol Energy Ltd (CNE CN)	64	IBR_IDnom	59	EBITDA, Adj-Banco Davivienda SA (PFDVAVND CB)	53	PFBCOLO CB Equity	47	EBITDA, Adj-Avianca Holdings SA (PFAVH CB)	43
Gross Profit, Adj-Canacol Energy Ltd (CNE CN)	82	EPS, Adj-Interconexion Electrica SA ESP (ISA CB)	72	EBITDA, Adj-Canacol Energy Ltd (CNE CN)	64	Revenue, Adj-Valores Simesa SA (VALSIME CB)	59	Gross Profit, Adj-Ecopetrol SA (ECOPETL CB)	53	S&P	47	ELCONDOR CB Equity	43
TI_BR	82	Enterprise Value-Grupo Nutresa SA (NUTRESA CB)	71	AVAL CB Equity	64	BancoCE	59	Gross Profit, Adj-Cementos Argos SA (CEMARGOS CB)	53	EXITO CB Equity	47	Azucar	42
Enterprise Value-Canacol Energy Ltd (CNE CN)	82	Gross Profit, Adj-Industrias Estra SA (ESTRA CB)	71	Net Income, Adj-Cementos Argos SA (CEMARGOS CB)	64	PFAVAL CB Equity	59	VALSIME CB Equity	52	Plata	47	CELSIA CB Equity	42
Gross Profit, Adj-Almacenes Exito SA (EXITO CB)	82	Net Income, Adj-Industrias Estra SA (ESTRA CB)	71	Market Capitalization-Grupo Nutresa SA (NUTRESA CB)	63	GRUPOARG CB Equity	58	Enterprise Value-Bancolombia SA (PFCOLO CB)	52	Fed	47	Market Capitalization-Banco Davivienda SA (PFDVAVND CB)	42
Revenue, Adj-Grupo Nutresa SA (NUTRESA CB)	80	PROTECC CB Equity	70	Cash from Operations-Grupo Energía Bogota SA ESP (GEB CB)	63	EBITDA, Adj-Ecopetrol SA (ECOPETL CB)	58	EBITDA, Adj-Grupo Argos SA/Colombia (GRUPOARG CB)	52	Brent	46	Revenue, Adj-Banco Biblos Viajes Argentina Colombia SA (BBVACOL CB)	42
POPULA CB Equity	79	EPS, Adj-Cementos Argos SA (CEMARGOS CB)	70	CNEC CB Equity	63	FABRI CB Equity	57	GRUPOSUR CB Equity	51	ETB CB Equity	46	Oro	41
Market Capitalization-Canacol Energy Ltd (CNE CN)	79	Cash from Operations-Ecopetrol SA (ECOPETL CB)	70	EBITDA, Adj-Bancolombia SA (PFCOLO CB)	62	Capital Expenditures-Ecopetrol SA (ECOPETL CB)	57	EPS, Adj-Banco Davivienda SA (PFDVAVND CB)	51	PFORCOL CB Equity	46	COLTEJ CB Equity	41
Market Capitalization-Cementos Argos SA (CEMARGOS CB)	79	Gross Profit, Adj-Bancolombia SA (PFCOLO CB)	69	Libor6M	62	ESTRA CB Equity	56	Free Cash Flow-Bancolombia SA (PFCOLO CB)	50	Revenue, Adj-Grupo Argos SA/Colombia (GRUPOARG CB)	46	CORFICOL CB Equity	41

Variables EN	N° de Selecciones	Variables EN	N° de Selecciones	Variables EN	N° de Selecciones	Variables EN	N° de Selecciones	Variables EN	N° de Selecciones	Variables EN	N° de Selecciones	Variables EN	N° de Selecciones
T Emppo		Revenue, Adj-Avianca Holdings SA (PFAVH CB)		Revenue, Adj-Constructora Conconcreto SA (CONCONC CB)		Capital Expenditures-Banco de Bogota SA (BOGOTA CB)		Market Capitalization-Construcciones El Condor SA (ELCONDOR CB) - E		Cash from Operations-Organización Terpel SA (TERPEL CB)		Cash from Operations-Grupo Argos SA/Columbia (GRUPOARG CB)	
	40		35		26		19		15		12		10
FTSE		Cobre		Market Capitalization-Promigas SA ESP (PROMIG CX)		EPS, Adj-Valores Simesa SA (VALSIME CB)		Revenue, Adj-CEMEX Latam Holdings SA (CLH CB)		Net Income, Adj-Banco Bilbao Vizcaya Argentaria Colombia SA (BBVACOL CB)		EBITDA, Adj-Banco de Bogota SA (BOGOTA CB)	
	40		34		25		19		15		12		10
BCOLO CB Equity		NUTRESA CB Equity		Net Income, Adj-Organización Terpel SA (TERPEL CB)		Market Capitalization-Grupo Aval Acciones y Valores SA (PFAVAL CB)		Cash from Operations-CEMEX Latam Holdings SA (CLH CB)		Gross Profit, Adj-Banco Popular SA (POPULA CB)		Market Capitalization-Banco Bilbao Vizcaya Argentaria Colombia SA (BBVACOL CB)	
	40		34		25		19		15		12		10
Revenue, Adj-Grupo Energía Bogota SA ESP (GEB CB)		Enterprise Value-Industrias Estra SA (ESTRA CB)		Net Income, Adj-Avianca Holdings SA (PFAVH CB)		Gross Profit, Adj-Organización Terpel SA (TERPEL CB)		Net Income, Adj-Corp Financiera Colombiana SA (CORFICOL CB)		Market Capitalization-Administradora de Fondos de Pensiones y Cesantías PROTECCION SA/Columbia (PROTECC CB)		Capital Expenditures-Enka de Colombia SA (ENKACX)	
	40		34		24		19		15		12		10
Gas Natural		Market Capitalization-Avianca Holdings SA (PFAVH CB)		Net Income, Adj-Grupo Aval Acciones y Valores SA (PFAVAL CB)		Capital Expenditures-Grupo Nutresa SA (NUTRESA CB)		EBITDA, Adj-Promigas SA ESP (PROMIG CX)		Capital Expenditures-Banco Davivienda SA (PDAVVND CB)		Enterprise Value-Grupo Bolívar SA (GRUPOBOL CB)	
	39		34		24		19		15		11		10
BOGOTA CB Equity		Inflacion MoM		Free Cash Flow-Banco de Bogota SA (BOGOTA CB)		EPS, Adj-Organización Terpel SA (TERPEL CB)		Free Cash Flow-Banco Davivienda SA (PDAVVND CB)		Revenue, Adj-Colejer SA (COLTEJ CB)		Market Capitalization-Empresa de Telecomunicaciones de Bogota (ETB CB)	
	39		33		23		19		14		11		10
ISA CB Equity		CLH CB Equity		Gross Profit, Adj-Grupo de Inversiones Suramericana SA (GRUPOSUR CB)		Market Capitalization-Corp Financiera Colombiana SA (CORFICOL CB)		Cash from Operations-Avianca Holdings SA (PFAVH CB)		Gross Profit, Adj-Promigas SA ESP (PROMIG CX)		Net Income, Adj-Fabricato SA (FABRI CB)	
	39		33		23		18		14		11		10
CEMARGOS CB Equity		Gross Profit, Adj-Constructora Conconcreto SA (CONCONC CB)		Gross Profit, Adj-Corp Financiera Colombiana SA (CORFICOL CB)		EBITDA, Adj-Grupo de Inversiones Suramericana SA (GRUPOSUR CB)		Revenue, Adj-Promigas SA ESP (PROMIG CX)		Enterprise Value-Construcciones El Condor SA (ELCONDOR CB) - E		Free Cash Flow-Grupo Nutresa SA (NUTRESA CB)	
	39		33		23		18		14		11		10
Gross Profit, Adj-Interconexion Eléctrica SA ESP (ISA CB)		EBITDA, Adj-Industrias Estra SA (ESTRA CB)		EPS, Adj-Grupo Aval Acciones y Valores SA (PFAVAL CB)		Gross Profit, Adj-Construcciones El Condor SA (ELCONDOR CB) - E		Enterprise Value-Promigas SA ESP (PROMIG CX)		Revenue, Adj-Celsia SA ESP (CELSIA CB)		Cash from Operations-Industrias Estra SA (ESTRA CB)	
	39		32		23		17		14		11		9
Enterprise Value-Grupo Energía Bogota SA ESP (GEB CB)		Enterprise Value-Corp Financiera Colombiana SA (CORFICOL CB)		Net Income, Adj-CEMEX Latam Holdings SA (CLH CB)		Revenue, Adj-Bolsa de Valores de Colombia (BVC CB)		EBITDA, Adj-Banco Bilbao Vizcaya Argentaria Colombia SA (BBVACOL CB)		Revenue, Adj-Banco Popular SA (POPULA CB)		Revenue, Adj-Grupo de Inversiones Suramericana SA (GRUPOSUR CB)	
	39		32		23		17		14		11		9
EBITDA, Adj-Cementos Argos SA (CEMARGOS CB)		Net Income, Adj-Grupo Argos SA/Columbia (GRUPOARG CB)		TERPEL CB Equity		EPS, Adj-CEMEX Latam Holdings SA (CLH CB)		Net Income, Adj-Grupo de Inversiones Suramericana SA (GRUPOSUR CB)		EPS, Adj-Fabricato SA (FABRI CB)		Gross Profit, Adj-CEMEX Latam Holdings SA (CLH CB)	
	39		31		23		17		14		11		9
EUR_GBP		EPS, Adj-Grupo Argos SA/Columbia (GRUPOARG CB)		Gross Profit, Adj-Banco Bilbao Vizcaya Argentaria Colombia SA (BBVACOL CB)		Cash from Operations-Construcciones El Condor SA (ELCONDOR CB) - E		Cash from Operations-Grupo Bolívar SA (GRUPOBOL CB)		Capital Expenditures-Avianca Holdings SA (PFAVH CB)		EBITDA, Adj-Empresa de Telecomunicaciones de Bogota (ETB CB)	
	38		31		22		17		14		11		9
Ipsa		Enterprise Value-Avianca Holdings SA (PFAVH CB)		PFCEMARG CB Equity		EBITDA, Adj-Corp de Ferias y Exposiciones SA (CORFER CB)		EBITDA, Adj-CEMEX Latam Holdings SA (CLH CB)		Gross Profit, Adj-Corp de Ferias y Exposiciones SA (CORFER CB)		EBITDA, Adj-Grupo Nutresa SA (NUTRESA CB)	
	38		30		22		17		14		11		9
Market Capitalization-Industrias Estra SA (ESTRA CB)		Revenue, Adj-Construcciones El Condor SA (ELCONDOR CB) - E		Free Cash Flow-Avianca Holdings SA (PFAVH CB)		Free Cash Flow-Promigas SA ESP (PROMIG CX)		Capital Expenditures-Organización Terpel SA (TERPEL CB)		Cash from Operations-Grupo Nutresa SA (NUTRESA CB)		Revenue, Adj-Mineros SA (MINEROS CB)	
	38		30		21		17		14		11		9
EPS, Adj-Avianca Holdings SA (PFAVH CB)		Market Capitalization-Grupo de Inversiones Suramericana SA (GRUPOSUR CB)		PFBBVACO CB Equity		Net Income, Adj-Promigas SA ESP (PROMIG CX)		EPS, Adj-Corp de Ferias y Exposiciones SA (CORFER CB)		Cash from Operations-Promigas SA ESP (PROMIG CX)		EBITDA, Adj-Banco Comercial AV Villas SA (VILLAS CB)	
	38		30		21		16		14		11		9
Gross Profit, Adj-Banco Davivienda SA (PDAVVND CB)		EUR_COP		Enterprise Value-Constructora Conconcreto SA (CONCONC CB)		Cash from Operations-Almacenes Exito SA (EXITO CB)		Revenue, Adj-Banco de Bogota SA (BOGOTA CB)		Free Cash Flow-Enka de Colombia SA (ENKACX)		EPS, Adj-Constructora Conconcreto SA (CONCONC CB)	
	38		29		21		16		13		11		8
Net Income, Adj-Celsia SA ESP (CELSIA CB)		Bancouk		Cash from Operations-Valores Simesa SA (VALSIME CB)		EPS, Adj-Banco de Bogota SA (BOGOTA CB)		EPS, Adj-Celsia SA ESP (CELSIA CB)		Enterprise Value-Banco Bilbao Vizcaya Argentaria Colombia SA (BBVACOL CB)		Capital Expenditures-Industrias Estra SA (ESTRA CB)	
	38		28		21		16		13		10		8
Inflacion YoY		EBITDA, Adj-Almacenes Exito SA (EXITO CB)		EBITDA, Adj-Corp Financiera Colombiana SA (CORFICOL CB)		EBITDA, Adj-Fabricato SA (FABRI CB)		Cash from Operations-Celsia SA ESP (CELSIA CB)		Capital Expenditures-Interconexion Eléctrica SA ESP (ISA CB)		Market Capitalization-Banco de Bogota SA (BOGOTA CB)	
	37		28		20		16		13		10		8
PFGRUPOA CB Equity		FAMILIA CB Equity		Capital Expenditures-Constructora Conconcreto SA (CONCONC CB)		Net Income, Adj-Corp de Ferias y Exposiciones SA (CORFER CB)		Net Income, Adj-Construcciones El Condor SA (ELCONDOR CB) - E		EPS, Adj-Grupo de Inversiones Suramericana SA (GRUPOSUR CB)		Capital Expenditures-Empresa de Telecomunicaciones de Bogota (ETB CB)	
	37		27		20		16		13		10		8
Gross Profit, Adj-Celsia SA ESP (CELSIA CB)		Revenue, Adj-Corp Financiera Colombiana SA (CORFICOL CB)		Net Income, Adj-Banco de Bogota SA (BOGOTA CB)		Enterprise Value-Banco Davivienda SA (PDAVVND CB)		Capital Expenditures-Promigas SA ESP (PROMIG CX)		Gross Profit, Adj-Grupo Aval Acciones y Valores SA (PFAVAL CB)		Free Cash Flow-Empresa de Telecomunicaciones de Bogota (ETB CB)	
	37		27		20		15		13		10		8
GBPUSD		Imnex		EPS, Adj-Bolsa de Valores de Colombia (BVC CB)		Market Capitalization-Celsia SA ESP (CELSIA CB)		Net Income, Adj-Bolsa de Valores de Colombia (BVC CB)		Free Cash Flow-Grupo Argos SA/Columbia (GRUPOARG CB)		Free Cash Flow-Construcciones El Condor SA (ELCONDOR CB) - E	
	36		26		20		15		13		10		8
GBP_COP		Revenue, Adj-Banco Davivienda SA (PDAVVND CB)		EPS, Adj-Corp Financiera Colombiana SA (CORFICOL CB)		EBITDA, Adj-Constructora Conconcreto SA (CONCONC CB)		Enterprise Value-Celsia SA ESP (CELSIA CB)		Enterprise Value-Fabricato SA (FABRI CB)		Capital Expenditures-Mineros SA (MINEROS CB)	
	35		26		20		15		12		10		8

Variables EN	N° de Selecciot	Variables EN	N° de Selecciot
Capital Expenditures-Coltejer SA (COLTEJ CB)	8	Free Cash Flow-Industrias Estra SA (ESTRA CB)	5
Gross Profit, Adj-Mineros SA (MINEROS CB)	8	Free Cash Flow-Organizacion Terpel SA (TERPEL CB)	5
Enterprise Value-Empresa de Telecomunicaciones de Bogota (ETB CB)	8	Market Capitalization-CEMEX Latam Holdings SA (CLH CB)	5
Free Cash Flow-Mineros SA (MINEROS CB)	8	VALINDU CB Equity	4
Free Cash Flow-Celsia SA ESP (CELSIA CB)	8	Capital Expenditures-Bolsa de Valores de Colombia (BVC CB)	3
EPS, Adj-Empresa de Telecomunicaciones de Bogota (ETB CB)	7	Free Cash Flow-Bolsa de Valores de Colombia (BVC CB)	3
EBITDA, Adj-Construcciones El Condor SA (ELCONDOR CB) - E	7	EPS, Adj-Grupo Bolivar SA (GRUPOBOL CB)	3
Net Income, Adj-Coltejer SA (COLTEJ CB)	7	Enterprise Value-Enka de Colombia SA (ENKA CX)	3
EPS, Adj-Banco Bilbao Vizcaya Argentaria Colombia SA (BBVACOL CB)	7	Cash from Operations-Mineros SA (MINEROS CB)	3
EPS, Adj-Promigas SA ESP (PROMIG CX)	7	Capital Expenditures-Almacenes Exito SA (EXITO CB)	3
Revenue, Adj-Corp de Ferias y Exposiciones SA (CORFER CB)	7	Revenue, Adj-Organizacion Terpel SA (TERPEL CB)	2
EPS, Adj-Administradora de Fondos de Pensiones y Cesantias PROTECCION SA/Colombia (PROTECC CB)	7	Enterprise Value-Grupo Aval Acciones y Valores SA (PFAVAL CB)	2
Net Income, Adj-Constructora Conconcreto SA (CONCONC CB)	6	Enterprise Value-Banco Comercial AV Villas SA (VILLAS CB)	2
Cash from Operations-Constructora Conconcreto SA (CONCONC CB)	6	Revenue, Adj-Administradora de Fondos de Pensiones y Cesantias PROTECCION SA/Colombia (PROTECC CB)	1
Capital Expenditures-Grupo Argos SA/Colombia (GRUPOARG CB)	6	EBITDA, Adj-Coltejer SA (COLTEJ CB)	1
Market Capitalization-Bolsa de Valores de Colombia (BVC CB)	6	EBITDA, Adj-Administradora de Fondos de Pensiones y Cesantias PROTECCION SA/Colombia (PROTECC CB)	1
EPS, Adj-Banco Comercial AV Villas SA (VILLAS CB)	6	Gross Profit, Adj-Banco de Occidente SA (OCCID CB)	1
EPS, Adj-Mineros SA (MINEROS CB)	6	EBITDA, Adj-Enka de Colombia SA (ENKA CX)	1
EBITDA, Adj-Grupo Bolivar SA (GRUPOBOL CB)	5		
Enterprise Value-Banco de Bogota SA (BOGOTA CB)	5		
Cash from Operations-Fabricato SA (FABRI CB)	5		
Capital Expenditures-Grupo Bolivar SA (GRUPOBOL CB)	5		

## Boosting

Variables EN	N° de Selecciones	Variables EN	N° de Selecciones	Variables EN	N° de Selecciones	Variables EN	N° de Selecciones	Variables EN	N° de Selecciones	Variables EN	N° de Selecciones	Variables EN	N° de Selecciones
FTSE	120	WTI	105	BOGOTA CB Equity	93	EBITDA, Adj-Constructora Concreto SA (CONCONC CB)	4	Libor3M	77	GRUPOARG CB Equity	72	Revenue, Adj-Ecopetrol SA (ECOPETL CB)	7
Gross Profit, Adj-Bancolombia SA (PFBCOLO CB)	28	S&P	67	Cobre	108	GEB CB Equity	26	Market Capitalization-Grupo Argos SA/Colombia (GRUPOARG CB)	3	Revenue, Adj-Bancolombia SA (PFBCOLO CB)	8	Free Cash Flow-CEMEX Latam Holdings SA (CLH CB)	4
Enterprise Value-Grupo Nutresa SA (NUTRESA CB)	14	Free Cash Flow-Ecopetrol SA (ECOPETL CB)	48	AVAL CB Equity	80	EBITDA, Adj-Coltejer SA (COLTEJ CB)	1	Revenue, Adj-Valores Simesa SA (VALSIMS CB)	35	Net Income, Adj-Grupo Energia Bogota SA ESP (GEB CB)	16	Gross Profit, Adj-Grupo Argos SA/Colombia (GRUPOARG CB)	11
CORFER CB Equity	18	Enterprise Value-Banco de Bogota SA (BOGOTA CB)	4	IBR_30Dnom	68	Gross Profit, Adj-Canacol Energy Ltd (CNE CN)	13	Cash from Operations-Almacenes Exito SA (EXITO CB)	7	Libor6M	51	EPS, Adj-Grupo Argos SA/Colombia (GRUPOARG CB)	8
DAX	95	POPULA CB Equity	53	COLCAP	72	EBITDA, Adj-Grupo de Inversiones Suramericana SA (GRUPOSUR CB)	12	PFGRUPSU CB Equity	28	Revenue, Adj-Interconexion Electrica SA ESP (ISA CB)	19	Revenue, Adj-Industrias Estra SA (ESTRA CB)	20
Net Income, Adj-Interconexion Electrica SA ESP (ISA CB)	32	PFDAVVND CB Equity	73	EBITDA, Adj-Valores Simesa SA (VALSIMS CB)	31	Net Income, Adj-Empresa de Telecomunicaciones de Bogota (ETB CB)	4	Gross Profit, Adj-Mineros SA (MINEROS CB)	7	EBITDA, Adj-Canacol Energy Ltd (CNE CN)	38	Free Cash Flow-Grupo Argos SA/Colombia (GRUPOARG CB)	3
MINEROS CB Equity	84	Libor1M	104	Market Capitalization-Bancolombia SA (PFBCOLO CB)	14	CELSIA CB Equity	90	Enterprise Value-Construcciones El Condor SA (ELCONDOR CB) - E	6	Net Income, Adj-Almacenes Exito SA (EXITO CB)	42	EBITDA, Adj-Cementos Argos SA (CEMARGOS CB)	19
NIKKEI	92	VILLAS CB Equity	30	PFAVAL CB Equity	80	PIB_F	49	ELCONDOR CB Equity	31	EBITDA, Adj-Banco Davivienda SA (PFDAVVND CB)	5	Capital Expenditures-Constructora Concreto SA (CONCONC CB)	3
Market Capitalization-Almacenes Exito SA (EXITO CB)	14	Revenue, Adj-Avianca Holdings SA (PFAVH CB)	4	EBITDA, Adj-Grupo Energia Bogota SA ESP (GEB CB)	56	Revenue, Adj-Banco de Bogota SA (BOGOTA CB)	1	Gas Natural	117	Enterprise Value-Ecopetrol SA (ECOPETL CB)	28	Cash from Operations-Mineros SA (MINEROS CB)	12
ENKA CB Equity	86	Market Capitalization-Celsia SA ESP (CELSIA CB)	4	Capital Expenditures-Ecopetrol SA (ECOPETL CB)	42	Free Cash Flow-Promigas SA ESP (PROMIG CX)	20	Gross Profit, Adj-Grupo de Inversiones Suramericana SA (GRUPOSUR CB)	13	EBITDA, Adj-Almacenes Exito SA (EXITO CB)	18	EBITDA, Adj-Banco de Occidente SA (OCCID CB)	1
GBPUSD	114	FAMILIA CB Equity	42	Revenue, Adj-Canacol Energy Ltd (CNE CN)	32	Cash from Operations-Industrias Estra SA (ESTRA CB)	1	Fed	118	EBITDA, Adj-Interconexion Electrica SA ESP (ISA CB)	36	EPS, Adj-Administradora de Fondos de Pensiones y Cesantias PROTECCION SA/Colombia (PROTECC CB)	1
Reservas netas	63	Revenue, Adj-Banco Davivienda SA (PFDAVVND CB)	4	Enterprise Value-Bancolombia SA (PFBCOLO CB)	47	Revenue, Adj-Banco Popular SA (POPULA CB)	5	CONCONC CB Equity	70	EPS, Adj-Grupo Nutresa SA (NUTRESA CB)	5	Capital Expenditures-Promigas SA ESP (PROMIG CX)	1
Brent	102	EPS, Adj-Ecopetrol SA (ECOPETL CB)	11	Capital Expenditures-Grupo Energia Bogota SA ESP (GEB CB)	16	Gross Profit, Adj-Valores Simesa SA (VALSIMS CB)	33	Capital Expenditures-Bancolombia SA (PFBCOLO CB)	26	Net Income, Adj-Celsia SA ESP (CELSIA CB)	10	IBR_90Dnom	58
GRUPOBOL CB Equity	78	Net Income, Adj-Bancolombia SA (PFBCOLO CB)	15	PFAVH CB Equity	54	Capital Expenditures-Grupo Nutresa SA (NUTRESA CB)	4	EPS, Adj-Bancolombia SA (PFBCOLO CB)	13	Net Income, Adj-Industrias Estra SA (ESTRA CB)	9	Net Income, Adj-Constructora Concreto SA (CONCONC CB)	2
FABRI CB Equity	62	Enterprise Value-Grupo Energia Bogota SA ESP (GEB CB)	5	EBITDA, Adj-Avianca Holdings SA (PFAVH CB)	3	Cash from Operations-Canacol Energy Ltd (CNE CN)	20	Enterprise Value-Interconexion Electrica SA ESP (ISA CB)	9	EPS, Adj-Almacenes Exito SA (EXITO CB)	35	CORFICOL CB Equity	103
PROTECC CB Equity	103	Net Income, Adj-Ecopetrol SA (ECOPETL CB)	11	Free Cash Flow-Grupo Energia Bogota SA ESP (GEB CB)	42	PAZRIO CB Equity	71	Bancomk	12	CLH CB Equity	57	Net Income, Adj-Corp Financiera Colombiana SA (CORFICOL CB)	12
Café	109	Gross Profit, Adj-Ecopetrol SA (ECOPETL CB)	6	VILLASP CB Equity	44	VALSIMS CB Equity	56	EURUSD	117	ISA CB Equity	79	Free Cash Flow-Construcciones El Condor SA (ELCONDOR CB) - E	8
T Desempleo	103	Gross Profit, Adj-Banco Davivienda SA (PFDAVVND CB)	4	Net Income, Adj-CEMEX Latam Holdings SA (CLH CB)	8	PFBCOLO CB Equity	87	Ipsa	81	TIB	65	Platino	70
Gross Profit, Adj-Almacenes Exito SA (EXITO CB)	44	EXITO CB Equity	70	EPS, Adj-Cementos Argos SA (CEMARGOS CB)	24	CNEC CB Equity	55	Revenue, Adj-Grupo Nutresa SA (NUTRESA CB)	40	Enterprise Value-Avianca Holdings SA (PFAVH CB)	8	Market Capitalization-Grupo Energia Bogota SA ESP (GEB CB)	12
Nasdaq	98	Market Capitalization-Ecopetrol SA (ECOPETL CB)	14	EPS, Adj-Canacol Energy Ltd (CNE CN)	25	BCOLO CB Equity	103	BVC CB Equity	100	CEMARGOS CB Equity	120	Cash from Operations-Promigas SA ESP (PROMIG CX)	6
Enterprise Value-Celsia SA ESP (CELSIA CB)	7	Enterprise Value-Banco Davivienda SA (PFDAVVND CB)	1	Enterprise Value-Valores Simesa SA (VALSIMS CB)	62	PFGRUPOA CB Equity	52	Net Income, Adj-Canacol Energy Ltd (CNE CN)	12	Gross Profit, Adj-Cementos Argos SA (CEMARGOS CB)	7	Dovespa	85



Variables EN	N° de Selecciones	Variables EN	N° de Selecciones	Variables EN	N° de Selecciones	Variables EN	N° de Selecciones	Variables EN	N° de Selecciones	Variables EN	N° de Selecciones	Variables EN	N° de Selecciones
Capital Expenditures-Enka de Colombia SA (ENKA CX)	12	PFBBVACO CB Equity	38	ETB CB Equity	110	EBITDA, Adj-Promigas SA ESP (PROMIG CX)	8	Market Capitalization-Banco de Occidente SA (OCCID CB)	4	Maiz	129	Free Cash Flow-Interconexion Elctrica SA ESP (ISA CB)	2
Market Capitalization-Corp de Ferias y Exposiciones SA (CORFER CB)	1	Plata	100	Revenue, Adj-Grupo Bolivar SA (GRUPOBOL CB)	10	Net Income, Adj-Promigas SA ESP (PROMIG CX)	2	Gross Profit, Adj-Constructora Conconcreto SA (CONCONC CB)	9	Enterprise Value-Cementos Argos SA (CEMARGOS CB)	32	Net Income, Adj-Enka de Colombia SA (ENKA CX)	5
Capital Expenditures-Canacol Energy Ltd (CNE CN)	27	Free Cash Flow-Canacol Energy Ltd (CNE CN)	48	Revenue, Adj-Almacenes Exito SA (EXITO CB)	18	EPS, Adj-Empresa de Telecomunicaciones de Bogota (ETB CB)	3	Net Income, Adj-Avianca Holdings SA (PFAVH CB)	1	Gross Profit, Adj-Celsia SA ESP (CELSIA CB)	8	Enterprise Value-Banco de Occidente SA (OCCID CB)	1
GBP_COP	111	Free Cash Flow-Mineros SA (MINEROS CB)	6	Gross Profit, Adj-Interconexion Elctrica SA ESP (ISA CB)	4	EPS, Adj-Grupo Energia Bogota SA ESP (GEB CB)	24	Net Income, Adj-Corp de Ferias y Exposiciones SA (CORFER CB)	13	ECOPETL CB Equity	83	Free Cash Flow-Bolsa de Valores de Colombia (BVC CB)	5
Gross Profit, Adj-Enka de Colombia SA (ENKA CX)	4	Capital Expenditures-Organizacion Terpel SA (TERPEL CB)	3	Revenue, Adj-Cementos Argos SA (CEMARGOS CB)	4	BBVACOL CB Equity	89	PFCMARG CB Equity	41	Gross Profit, Adj-Grupo Aval Acciones y Valores SA (PFAVAL CB)	3	Revenue, Adj-Banco Bilbao Vizcaya Argentaria Colombia SA (BBVACOL CB)	3
EBITDA, Adj-Empresa de Telecomunicaciones de Bogota (ETB CB)	1	Gross Profit, Adj-CEMEX Latam Holdings SA (CLH CB)	1	Enterprise Value-Almacenes Exito SA (EXITO CB)	5	EPS, Adj-Interconexion Elctrica SA ESP (ISA CB)	37	EBITDA, Adj-Enka de Colombia SA (ENKA CX)	4	Gross Profit, Adj-Industrias Estra SA (ESTRA CB)	20	Capital Expenditures-Avianca Holdings SA (PFAVH CB)	1
Gross Profit, Adj-Grupo Energia Bogota SA ESP (GEB CB)	16	Free Cash Flow-Grupo Bolivar SA (GRUPOBOL CB)	2	Net Income, Adj-Cementos Argos SA (CEMARGOS CB)	18	EBITDA, Adj-Bancolombia SA (PFBICOLO CB)	13	IBR_IDnom	75	Enterprise Value-Grupo Argos SA/Colombia (GRUPOARG CB)	11	Free Cash Flow-Coltejer SA (COLTEJ CB)	1
Oro	119	Capital Expenditures-Banco Popular SA (POPULA CB)	1	EBITDA, Adj-Grupo Argos SA/Colombia (GRUPOARG CB)	13	T Empleo	115	Net Income, Adj-Grupo Nutresa SA (NUTRESA CB)	44	GRUPOSUR CB Equity	81	Market Capitalization-Industrias Estra SA (ESTRA CB)	1
TL_BR	32	Net Income, Adj-Banco Popular SA (POPULA CB)	4	Gross Profit, Adj-Grupo Nutresa SA (NUTRESA CB)	38	Net Income, Adj-Banco Davivienda SA (PFDVVND CB)	1	Market Capitalization-Avianca Holdings SA (PFAVH CB)	2	EPS, Adj-Bolsa de Valores de Colombia (BVC CB)	5	ESTRA CB Equity	30
Market Capitalization-Cementos Argos SA (CEMARGOS CB)	12	Free Cash Flow-Industrias Estra SA (ESTRA CB)	3	EBITDA, Adj-Corp Financiera Colombiana SA (CORFICOL CB)	2	PROMIG CB Equity	96	Revenue, Adj-Coltejer SA (COLTEJ CB)	5	EBITDA, Adj-Grupo Nutresa SA (NUTRESA CB)	3	Free Cash Flow-Bancolombia SA (PFBICOLO CB)	48
EPS, Adj-Industrias Estra SA (ESTRA CB)	8	EPS, Adj-Banco de Occidente SA (OCCID CB)	2	Enterprise Value-Grupo Aval Acciones y Valores SA (PFAVAL CB)	1	Inmex	111	Capital Expenditures-Cementos Argos SA (CEMARGOS CB)	1	Capital Expenditures-Grupo Argos SA/Colombia (GRUPOARG CB)	2	Cash from Operations-Bolsa de Valores de Colombia (BVC CB)	4
Revenue, Adj-Celsia SA ESP (CELSIA CB)	6	TERPEL CB Equity	21	Enterprise Value-Canacol Energy Ltd (CNE CN)	33	Revenue, Adj-Grupo Argos SA/Colombia (GRUPOARG CB)	8	Revenue, Adj-Grupo Aval Acciones y Valores SA (PFAVAL CB)	1	Capital Expenditures-Grupo Bolivar SA (GRUPOBOL CB)	2	Free Cash Flow-Banco de Occidente SA (OCCID CB)	12
OCCID CB Equity	80	Capital Expenditures-Mineros SA (MINEROS CB)	17	EPS, Adj-Banco de Bogota SA (BOGOTA CB)	4	Capital Expenditures-Construcciones El Condor SA (ELCONDOR CB) - E	1	Enterprise Value-Banco Bilbao Vizcaya Argentaria Colombia SA (BBVACOL CB)	2	Capital Expenditures-Corp de Ferias y Exposiciones SA (CORFER CB)	19	Enterprise Value-Banco Comercial AV Villas SA (VILLAS CB)	1
Cash from Operations-Ecopetrol SA (ECOPETL CB)	37	Inflacion MoM	123	Market Capitalization-Organizacion Terpel SA (TERPEL CB)	1	Free Cash Flow-Celsia SA ESP (CELSIA CB)	9	Capital Expenditures-Banco de Occidente SA (OCCID CB)	4	EBITDA, Adj-Corp de Ferias y Exposiciones SA (CORFER CB)	14	Gross Profit, Adj-Banco Bilbao Vizcaya Argentaria Colombia SA (BBVACOL CB)	2
COLTEJ CB Equity	46	USDJPY	104	Cash from Operations-Grupo Bolivar SA (GRUPOBOL CB)	8	Market Capitalization-Canacol Energy Ltd (CNE CN)	28	Free Cash Flow-Banco de Bogota SA (BOGOTA CB)	5	Azucar	127	Net Income, Adj-Grupo de Inversiones Suramericana SA (GRUPOSUR CB)	3
Dow	71	EBITDA, Adj-Administradora de Fondos de Pensiones y Cesantias PROTECCION SA/Colombia (PROTECC CB)	8	Capital Expenditures-Fabricato SA (FABRI CB)	2	Net Income, Adj-Grupo Bolivar SA (GRUPOBOL CB)	2	Revenue, Adj-Bolsa de Valores de Colombia (BVC CB)	3	Net Income, Adj-Valores Simesa SA (VALSIME CB)	33	Revenue, Adj-Empresa de Telecomunicaciones de Bogota (ETB CB)	1
Market Capitalization-Valores Simesa SA (VALSIME CB)	39	Inflacion YoV	107	EPS, Adj-Corp Financiera Colombiana SA (CORFICOL CB)	9	EBITDA, Adj-Industrias Estra SA (ESTRA CB)	2	Free Cash Flow-Cementos Argos SA (CEMARGOS CB)	1	Revenue, Adj-Grupo Energia Bogota SA ESP (GEB CB)	53	Market Capitalization-Enka de Colombia SA (ENKA CX)	3
EUR_COP	124	Revenue, Adj-Grupo de Inversiones Suramericana SA (GRUPOSUR CB)	6	EPS, Adj-Avianca Holdings SA (PFAVH CB)	3	Enterprise Value-Mineros SA (MINEROS CB)	1	Capital Expenditures-Interconexion Elctrica SA ESP (ISA CB)	2	Net Income, Adj-Grupo Argos SA/Colombia (GRUPOARG CB)	8	Net Income, Adj-Organizacion Terpel SA (TERPEL CB)	9
Market Capitalization-Banco Davivienda SA (PFDVVND CB)	7	Enterprise Value-Corp de Ferias y Exposiciones SA (CORFER CB)	3	EPS, Adj-Corp de Ferias y Exposiciones SA (CORFER CB)	12	EPS, Adj-Celsia SA ESP (CELSIA CB)	9	Enterprise Value-Enka de Colombia SA (ENKA CX)	3	Market Capitalization-Grupo de Inversiones Suramericana SA (GRUPOSUR CB)	10	Free Cash Flow-Almacenes Exito SA (EXITO CB)	4
Cash from Operations-Grupo Energia Bogota SA ESP (GEB CB)	44	Net Income, Adj-Grupo Aval Acciones y Valores SA (PFAVAL CB)	6	Free Cash Flow-Organizacion Terpel SA (TERPEL CB)	2	Cash from Operations-Construcciones El Condor SA (ELCONDOR CB) - E	9	Gross Profit, Adj-Corp Financiera Colombiana SA (CORFICOL CB) - E	1	Revenue, Adj-Enka de Colombia SA (ENKA CX)	2	Net Income, Adj-Banco de Bogota SA (BOGOTA CB)	2
NUTRESA CB Equity	107	PFCORCOL CB Equity	115	EPS, Adj-CEMEX Latam Holdings SA (CLH CB)	13	Cash from Operations-Enka de Colombia SA (ENKA CX)	8	EUR_GBP	120	EBITDA, Adj-Fabricato SA (FABRI CB)	7	Market Capitalization-Banco de Bogota SA (BOGOTA CB)	3

Variables EN	N° de Selecciones	Variables EN	N° de Selecciones	Variables EN	N° de Selecciones
BancoCE	43	EBITDA, Adj-Ecopetrol SA (ECOPEIL CB)	3	EPS, Adj-Grupo de Inversiones Suramericana SA (GRUPOSUR CB)	2
Capital Expenditures-Banco Davivienda SA (PFDAVVND CB)	2	Cash from Operations-Grupo Argos SA/Colombia (GRUPOARG CB)	1	Capital Expenditures-Industrias Estra SA (ESTRA CB)	3
EBITDA, Adj-Organizacion Terpel SA (TERPEL CB)	2	Gross Profit, Adj-Banco de Occidente SA (OCCID CB)	2	Enterprise Value-CEMEX Latam Holdings SA (CLH CB)	1
Net Income, Adj-Fabricato SA (FABRI CB)	6	Free Cash Flow-Grupo Nutresa SA (NUTRESA CB)	1	EBITDA, Adj-Celsia SA ESP (CELSIA CB)	1
Cash from Operations-Valores Simesa SA (VALSIME CB)	14	Revenue, Adj-Construcciones El Condor SA (ELCONDOR CB) - E	2		
Gross Profit, Adj-Banco Popular SA (POPULA CB)	5	EPS, Adj-Promigas SA ESP (PROMIG CX)	1		
Market Capitalization-Grupo Nutresa SA (NUTRESA CB)	27	Cash from Operations-Grupo Nutresa SA (NUTRESA CB)	3		
Market Capitalization-Constructora Concreto SA (CONCONC CB)	8	EPS, Adj-Enka de Colombia SA (ENKA CX)	9		
Market Capitalization-Coltejer SA (COLTEJ CB)	3	Free Cash Flow-Enka de Colombia SA (ENKA CX)	1		
EBITDA, Adj-Banco de Bogota SA (BOGOTA CB)	3	Revenue, Adj-Banco Comercial AV Villas SA (VILLAS CB)	3		
Capital Expenditures-Coltejer SA (COLTEJ CB)	2	Cash from Operations-Constructora Concreto SA (CONCONC CB)	1		
Free Cash Flow-Avianca Holdings SA (PFAVH CB)	4	Net Income, Adj-Banco de Occidente SA (OCCID CB)	2		
EPS, Adj-Fabricato SA (FABRI CB)	4	Gross Profit, Adj-Fabricato SA (FABRI CB)	1		
EBITDA, Adj-Construcciones El Condor SA (ELCONDOR CB) - E	6	Cash from Operations-Fabricato SA (FABRI CB)	1		
Gross Profit, Adj-Banco de Bogota SA (BOGOTA CB)	3	Market Capitalization-Grupo Aval Acciones y Valores SA (PFAVAL CB)	3		
EPS, Adj-Grupo Bolivar SA (GRUPOBOL CB)	1	Capital Expenditures-Bolsa de Valores de Colombia (BVC CB)	1		
EBITDA, Adj-Banco Bilbao Vizcaya Argentaria Colombia SA (BBVACOL CB)	2	FTSE	120		
Market Capitalization-Interconexion Electrica SA ESP (ISA CB)	4	Net Income, Adj-Bolsa de Valores de Colombia (BVC CB)	1		
Gross Profit, Adj-Organizacion Terpel SA (TERPEL CB)	20	Free Cash Flow-Corp de Ferias y Exposiciones SA (CORFER CB)	1		
Market Capitalization-Banco Bilbao Vizcaya Argentaria Colombia SA (BBVACOL CB)	1	EPS, Adj-Grupo Aval Acciones y Valores SA (PFAVAL CB)	5		
Enterprise Value-Banco Popular SA (POPULA CB)	1	Net Income, Adj-Construcciones El Condor SA (ELCONDOR CB) - E	1		

## Anexo 4. Resultados

Date	TRM	EN	SVM	RF	Boosting	Date	TRM	EN	SVM	RF	Boosting	Date	TRM	EN	SVM	RF	Boosting	Date	TRM	EN	SVM	RF	Boosting
31/01/2010	-1	1	1	1	1	31/10/2012	1	1	-1	-1	-1	31/07/2015	1	1	1	1	1	30/04/2018	1	1	-1	-1	-1
28/02/2010	-1	-1	1	-1	-1	30/11/2012	-1	1	-1	1	1	31/08/2015	1	1	1	1	1	31/05/2018	1	1	-1	1	1
31/03/2010	-1	-1	-1	-1	-1	31/12/2012	-1	1	-1	-1	-1	30/09/2015	1	1	1	1	1	30/06/2018	1	1	1	1	1
30/04/2010	1	1	-1	-1	-1	31/01/2013	1	-1	-1	-1	-1	31/10/2015	-1	1	1	1	1	31/07/2018	-1	1	1	1	1
31/05/2010	1	1	1	1	1	28/02/2013	1	1	-1	1	-1	30/11/2015	1	-1	-1	1	-1	31/08/2018	1	-1	-1	1	1
30/06/2010	-1	1	1	1	1	31/03/2013	1	1	1	1	1	31/12/2015	1	1	1	1	1	30/09/2018	-1	1	-1	1	-1
31/07/2010	-1	1	-1	-1	-1	30/04/2013	-1	1	1	1	1	31/01/2016	1	1	1	1	1	31/10/2018	1	1	1	-1	1
31/08/2010	-1	-1	1	-1	-1	31/05/2013	1	-1	-1	-1	1	29/02/2016	1	1	-1	1	1	30/11/2018	1	1	-1	1	1
30/09/2010	-1	-1	-1	-1	-1	30/06/2013	1	1	1	1	1	31/03/2016	-1	1	1	1	1	31/12/2018	1	1	1	1	1
31/10/2010	1	-1	1	-1	-1	31/07/2013	-1	1	1	1	-1	30/04/2016	-1	1	1	1	-1	31/01/2019	-1	1	1	1	1
30/11/2010	1	1	1	1	1	31/08/2013	1	-1	1	-1	-1	31/05/2016	1	-1	1	-1	-1	28/02/2019	-1	-1	-1	-1	1
31/12/2010	-1	1	1	1	-1	30/09/2013	-1	-1	-1	1	1	30/06/2016	-1	1	1	1	1	31/03/2019	1	-1	-1	-1	-1
31/01/2011	-1	1	-1	-1	-1	31/10/2013	-1	1	-1	-1	-1	31/07/2016	1	-1	-1	-1	1	30/04/2019	1	1	1	1	1
28/02/2011	1	-1	-1	-1	-1	30/11/2013	1	-1	-1	-1	-1	31/08/2016	-1	1	-1	1	1	31/05/2019	1	1	1	1	-1
31/03/2011	-1	1	-1	1	1	31/12/2013	-1	1	-1	1	1	30/09/2016	-1	1	-1	1	1	30/06/2019	-1	1	1	1	1
30/04/2011	-1	-1	-1	-1	-1	31/01/2014	1	-1	1	-1	-1	31/10/2016	1	1	1	-1	-1	31/07/2019	1	-1	-1	-1	1
31/05/2011	1	-1	-1	-1	-1	28/02/2014	1	1	1	1	1	30/11/2016	1	1	1	1	1	31/08/2019	1	1	1	1	1
30/06/2011	-1	-1	1	1	1	31/03/2014	-1	1	1	1	-1	31/12/2016	-1	1	1	1	1	30/09/2019	1	1	1	1	1
31/07/2011	-1	-1	1	-1	-1	30/04/2014	-1	-1	-1	1	-1	31/01/2017	-1	1	-1	-1	-1	31/10/2019	-1	-1	1	1	1
31/08/2011	1	-1	-1	-1	-1	31/05/2014	-1	-1	-1	-1	-1	28/02/2017	-1	-1	-1	-1	-1	30/11/2019	1	-1	1	-1	-1
30/09/2011	1	-1	1	1	1	30/06/2014	-1	-1	-1	-1	-1	31/03/2017	-1	-1	-1	-1	-1	31/12/2019	-1	-1	1	1	1
31/10/2011	-1	1	1	1	1	31/07/2014	-1	-1	-1	-1	-1	30/04/2017	1	-1	-1	-1	-1	31/01/2020	1	1	-1	1	1
30/11/2011	1	-1	-1	-1	-1	31/08/2014	1	-1	-1	-1	-1	31/05/2017	-1	1	1	1	1	29/02/2020	1	1	1	1	-1
31/12/2011	-1	1	1	1	1	30/09/2014	1	-1	1	1	1	30/06/2017	1	-1	-1	-1	1	31/03/2020	1	1	1	1	1
31/01/2012	-1	1	-1	-1	-1	31/10/2014	1	1	1	1	1	31/07/2017	-1	-1	1	1	-1	30/04/2020	-1	-1	-1	1	-1
29/02/2012	-1	-1	-1	-1	-1	30/11/2014	1	1	-1	1	1	31/08/2017	-1	-1	-1	-1	1	31/05/2020	-1	-1	-1	-1	-1
31/03/2012	1	-1	-1	-1	-1	31/12/2014	1	1	1	1	1	30/09/2017	-1	-1	-1	-1	-1	30/06/2020	1	-1	-1	-1	-1
30/04/2012	-1	-1	-1	1	1	31/01/2015	1	1	1	1	1	31/10/2017	1	1	-1	-1	-1	31/07/2020	-1	-1	-1	1	1
31/05/2012	1	-1	-1	-1	1	28/02/2015	1	1	1	1	1	30/11/2017	-1	1	1	1	1	31/08/2020	1	-1	-1	-1	1
30/06/2012	-1	-1	1	-1	-1	31/03/2015	1	1	1	1	1	31/12/2017	-1	1	1	-1	-1	30/09/2020	1	1	-1	1	1
31/07/2012	1	-1	1	-1	1	30/04/2015	-1	1	1	1	1	31/01/2018	-1	-1	-1	-1	-1	31/10/2020	-1	-1	1	1	1
31/08/2012	1	1	-1	1	1	31/05/2015	1	-1	1	1	1	28/02/2018	1	-1	1	-1	-1	30/11/2020	-1	-1	-1	-1	-1
30/09/2012	-1	1	1	1	1	30/06/2015	1	1	1	1	1	31/03/2018	-1	-1	-1	1	1	31/12/2020	-1	-1	-1	-1	-1

Anexo 5.

Matrices de confusión

EN	1	1		SVM	1	1
-1	31	33		-1	34	30
1	29	39		1	31	37
RF	1	1		Boosting	1	1
-1	27	37		-1	33	31
1	30	38		1	26	42