

# **Incertidumbre, Gestión de la Política Monetaria y Entropía de las Expectativas en la República Dominicana: Un análisis basado en algoritmos de *Text Mining* y Redes Neuronales**

*Lisette Josefina Santana Jiménez*<sup>1</sup>

*Johan Félix Rosa Pérez*<sup>2</sup>

*Juan Salvador Quiñonez Wu*<sup>3</sup>

## ***Resumen***

La evaluación de la incertidumbre y del balance de riesgos concerniente a las variables macroeconómicas y financieras más relevantes constituye uno de los ejes centrales en los procesos de toma de decisiones, por parte de los hacedores de política. Desde la perspectiva de los agentes económicos, la percepción de estos riesgos y la credibilidad que se otorga a la gestión de la política monetaria, constituyen elementos cruciales en la formación de expectativas, las cuales representan uno de los principales mecanismos de transmisión de la política monetaria, jugando un rol pivote en las oscilaciones de variables tales como: la tasa de interés, el tipo de cambio, los salarios, la demanda agregada y los precios domésticos. La literatura económica reciente apela a técnicas de aprendizaje computacional (*machine learning*), considerando las bondades de estas herramientas, tanto para el manejo de un amplio espectro de información, de carácter cuantitativo y cualitativo, así como también en función del marco analítico que proveen para llevar a cabo el procesamiento de dicha información. El objetivo de este trabajo consiste en establecer el impacto de la incertidumbre, del sesgo del balance de riesgos y de las decisiones de las autoridades monetarias sobre el grado de entropía o anclaje de las expectativas de los agentes económicos, con el propósito de analizar las circunstancias bajo las cuales se genera una mayor previsibilidad de las decisiones de política, así como también enfatizar la importancia y los efectos de la credibilidad de las comunicaciones del banco central sobre el comportamiento de los precios domésticos y la potencial holgura que propician para orientar una política monetaria de carácter contra-cíclico. Se utilizan algoritmos de *text mining* para llevar a cabo la construcción de una métrica inherente a la incertidumbre internacional, utilizando noticias en tiempo real procedentes de diferentes portales electrónicos, así como también para extraer la tónica subyacente en los comunicados de política emitidos mensualmente por el Banco Central de la República Dominicana (BCRD). Se estima un modelo de redes neuronales para generar una tasa de inflación en función del índice de sentimiento de los comunicados.

*Palabras Claves: Text Mining, Incertidumbre, Balance de Riesgos, Entropía, Expectativas.*

*Clasificación JEL: C02, C14, D81, F01.*

---

<sup>1</sup> Banco Central de la República Dominicana.

<sup>2</sup> Banco Central de la República Dominicana.

<sup>3</sup> Banco Central de la República Dominicana.

\*Las opiniones y comentarios expresados en este documento son responsabilidad de los autores.

## I. INTRODUCCION

La evaluación del balance de riesgos concerniente a las principales variables macroeconómicas y financieras constituye uno de los ejes centrales en los procesos de toma de decisiones, por parte de los hacedores de política. La percepción de determinado grado de incertidumbre y su potencial impacto en el comportamiento de la economía, a nivel multidimensional, y en la volatilidad de los mercados financieros ejerce un efecto significativo en la formación de las expectativas por parte de los agentes económicos, lo que se traduce en cambios en las decisiones de consumo e inversión (Balta *et al*, 2013) y, consecuentemente, en la dinámica de la actividad económica.

La literatura empírica presenta diferentes medidas de incertidumbre basadas en la volatilidad de los mercados financieros, en la desviación de los pronósticos generados por organismos internacionales o en la entropía<sup>4</sup> de las expectativas computadas en base a la aplicación de encuestas (Bloom, 2009; Bachmann *et al*, 2010). Sin embargo, los enfoques más recientes (Baker *et al*, 2015; Tobback *et al*, 2016) apelan a técnicas inherentes a la teoría de aprendizaje computacional (*machine learning*), para llevar a cabo estimaciones de medidas de incertidumbre económica, considerando las bondades de estas herramientas tanto en términos de la accesibilidad que proporcionan a nuevos conjuntos de información, disponibles en tiempo real, de manera oportuna y sin rezagos, así como también en función del marco analítico que proveen para llevar a cabo el procesamiento de dicha información.

Esta práctica se ha extendido a diferentes bancos centrales (*e.g.* Banco Central de Inglaterra, *Federal Reserve Bank*, Banco Central de Europa), donde se han incorporado métodos de modelación basados en *text mining*, como complementos de las técnicas tradicionalmente empleadas, explorando las ganancias de invertir en la implementación de estos algoritmos para generar indicadores y métricas relativas al balance de riesgos (tanto externo como doméstico) de las principales variables macroeconómicas (Bholat, 2015; Li *et al*, 2016) y financieras (Nyman *et al*, 2015).

---

<sup>4</sup> Se refiere a la divergencia entre los valores esperados de una variable y los valores efectivamente observados para determinado periodo.

Otra de las aristas exploradas, a través de técnicas de *text mining*, es la determinación de la efectividad de las estrategias de comunicación de los bancos centrales, con el propósito de caracterizar la relación entre esta información y la instancia de la política monetaria en determinado período; así como también con la intención de inferir si estos mensajes tienen un impacto significativo en la formación de las expectativas por parte del sector privado y en la trayectoria de las variables que funcionan como directrices del comportamiento de la economía.

El enfoque de *text mining*, en ocasiones denominado “procesamiento natural de lenguaje” (NLP, por sus siglas en inglés), se define como el proceso de derivar o procesar información cuantitativa, a partir de bancos de documentos, empleando técnicas estadísticas, aprendizaje computacional y lingüística computacional (Weiss *et al*, 2005). De manera más explícita, este concepto abarca un amplio espectro de herramientas computacionales y estadísticas, que permiten cuantificar la tónica subyacente de textos relevantes. El conjunto de herramientas amparadas bajo esta “sombra” del *text mining* ha adoptado cada vez mayor preponderancia en los procesos de toma de decisiones, dadas las ventajas que provee, en términos de acceso a determinados conjuntos de información para el análisis monetario y financiero, de los cuales no se podría derivar un análisis cuantitativo empleando enfoques convencionales.

El objetivo de este trabajo consiste en establecer el impacto de la incertidumbre internacional y de las decisiones de las autoridades monetarias sobre el grado de entropía de las expectativas de los agentes económicos. Se utilizan algoritmos de *text mining* para llevar a cabo la construcción de una métrica inherente a la incertidumbre internacional, utilizando noticias en tiempo real procedentes de diferentes portales electrónicos, así como también para extraer la tónica subyacente en los comunicados de política emitidos mensualmente por el Banco Central de la República Dominicana (BCRD). Adicionalmente, se concatena la instancia de la política monetaria, medida a través de la tasa de política del BCRD, con los comunicados emitidos, a fin de caracterizar y analizar su efecto en el nivel de convergencia de las expectativas económicas y el valor efectivamente observado de las principales variables macroeconómicas.

Para el desarrollo de esta investigación se lleva a cabo, en primer lugar, la construcción de un indicador para evaluar y caracterizar la incertidumbre económica internacional, procedente de diferentes fuentes, que constituyen riesgos para la economía dominicana, considerando que, siendo una economía pequeña y abierta, se encuentra altamente supeditada a la contingencia de eventos de carácter exógeno, tales como las oscilaciones en los precios del petróleo, las tensiones geopolíticas, el comportamiento económico de los principales socios comerciales, así como también las decisiones de carácter monetario y fiscal adoptadas en otros países. Se emplean como insumos las noticias procedentes de los portales *Reuters*, *oilnews.com* y *geo-political monitor*, para el período enero 2016-junio 2020, así como también las series del Indicador de Bonos de Mercados Emergentes (EMBI) y del Índice de Incertidumbre Político-Económica (GEPU), en el período análogo, para fines de comparación.

En la segunda etapa de este trabajo, se evalúa el impacto de la tónica subyacente en los comunicados de política del Banco Central de la República Dominicana (BCRD) en la credibilidad y previsibilidad de las acciones de la autoridad monetaria, así como también en el anclaje de las expectativas y, finalmente, se llevan a cabo simulaciones basadas en un modelo de redes neuronales para establecer una tasa de inflación totalmente “alineada” con la tónica de los comunicados de política del BCRD, con el propósito de establecer la manera en que la divergencia entre esta métrica y la inflación efectivamente observada permiten caracterizar el nivel de entropía de las expectativas inflacionarias.

Se utiliza el enfoque sugerido por Li *et al* (2016) y Bholat *et al* (2015) para extraer la tónica de los comunicados de política monetaria del BCRD y para construir un Índice de Incertidumbre Internacional para la Republica Dominicana (IIEI), que permita visualizar un balance de riesgos agregado, pero que, al mismo tiempo, contemple una demarcación de eventos externos que se consideran esenciales para la gestión de la política monetaria, ya que inciden significativamente en el comportamiento de importantes variables domésticas, proporcionando de esta manera un mayor acervo de información a las autoridades monetarias para los procesos de toma de decisiones.

La metodología empleada para cuantificar la información de las noticias y de los comunicados de política es un proceso que abarca etapas que van desde el pre-procesamiento de cada texto hasta la clasificación de las palabras presentes en los mismos, con su correspondiente contextualización, de donde, finalmente, se infiere un indicador cuantitativo de sentimiento. Se utiliza el algoritmo *K-Nearest Neighbor* (Duda *et al*, 2000), con el objetivo de agrupar los datos de mayor coherencia posible entre los mismos de su grupo, delimitando vecindades de puntos, identificándose un *centroide* o punto central de cada vecindad. En el caso del IIEI, se emplean, adicionalmente, técnicas de clasificación booleana para generar bloques de noticias y establecer su incidencia en las variaciones del índice. La delimitación de estos bloques, en el marco del ejercicio de *text mining*, permite generar y clasificar un mayor espectro de información vinculada a la incertidumbre, establecer explícitamente la fuente de los riesgos, así como también obtener métricas *cross-countries* y llevar a cabo comparaciones internacionales.

La estructura de esta investigación es la siguiente: en la sección subsiguiente se lleva a cabo una revisión de literatura sobre la importancia de los indicadores de incertidumbre en los procesos de toma de decisiones, así como también en el impacto sobre las expectativas económicas de este tipo de métricas; en la Sección III se describen minuciosamente los datos y el enfoque empírico utilizado en este trabajo; en la Sección IV se presentan los resultados de los ejercicios realizados y, finalmente, las conclusiones, recomendaciones y posibles extensiones de esta investigación.

## **II. REVISION DE LITERATURA**

La incertidumbre intrínseca al comportamiento de las principales variables macroeconómicas tiene un rol preponderante como directriz de los ciclos económicos. La incertidumbre económica se define como una situación en la cual los agentes económicos carecen de la información necesaria o relevante para hacer inferencia sobre el comportamiento actual y la trayectoria futura de la economía (BCE, 2016). Las decisiones de consumo e inversión, así como también la formación de expectativas por parte de los

agentes económicos, y el anclaje de las mismas, están supeditadas a los datos disponibles sobre la probabilidad de que ciertos eventos se materialicen en determinado momento del tiempo.

En este sentido, la teoría económica sugiere que altos niveles de incertidumbre pueden deteriorar la actividad económica a través de diferentes canales entre los cuales se pueden señalar el consumo, la inversión, el nivel de empleo y aumentos en la prima de riesgos. La propensión marginal de consumo e inversión de los agentes económicos (las firmas y los consumidores) pueden verse afectadas cuando éstos enfrentan elevados niveles de incertidumbre, posponiendo sus decisiones de un período  $t$  a  $t + n$  ( $n \in \mathbb{N}$ ), evitando incurrir en potenciales riesgos costosos.

La incertidumbre no es observable, por lo que la literatura económica plantea un conjunto de indicadores y métricas que buscan reflejar, cada vez de manera más fehaciente y acertada, el balance de riesgos vinculado al comportamiento de variables macroeconómicas reales. Una gran proporción de estas medidas de incertidumbre se basan en la volatilidad de los mercados financieros, en la desviación de los pronósticos generados por organismos internacionales o en la entropía<sup>5</sup> de las expectativas computadas en base a la aplicación de encuestas (Bloom, 2009; Bachmann *et al*, 2010).

No obstante, una de las críticas (Tobbak *et al*, 2016) que se plantean a estos enfoques es que no permiten identificar los factores a los cuales se vincula directamente la incertidumbre y, de manera más precisa, en qué grado dichos factores inciden en las oscilaciones o en el sesgo del balance de riesgos de la economía, así como también establecer de manera explícita el nivel de sensibilidad de las principales variables macroeconómicas y financieras ante las diferentes fuentes de incertidumbre y en cuáles períodos de tiempo la función de reacción de estas variables puede depender de diferentes argumentos.

La incertidumbre incide directamente en el proceso de formación de las expectativas de los agentes económicos, las cuales constituyen uno de los principales mecanismos de

---

<sup>5</sup> Divergencia entre las expectativas de los agentes económicos y los valores observados de la variable en determinado período.

transmisión de la política monetaria, jugando un rol pivote en las oscilaciones de la tasa de interés, del tipo de cambio, los salarios, la demanda agregada y los precios domésticos (Taylor, 1982). Bajo un esquema de metas de inflación, se otorga gran ponderación al papel de las comunicaciones como uno de los medios más apropiados para sustentar la credibilidad de la gestión de la política monetaria, orquestada por el banco central.

La principal motivación para llevar a cabo la construcción de una métrica que permita cuantificar el tono de las comunicaciones del BCRD viene dada por el hecho de que, bajo un esquema de metas de inflación, el banco central adopta un compromiso concreto, que se transmite a través de una estrategia de comunicación sólida y transparente, la cual funge como una herramienta para la gestión de una política monetaria óptima (Castillo *et al*, 2018).

En este sentido, una estrategia de comunicación sólida, por parte de las autoridades monetarias, no solamente debe contemplar el carácter heterogéneo del público al cual se dirige, sino que también debe enfocarse en transmitir, de manera eficiente, la percepción del panorama económico tanto a nivel doméstico como externo y en cómo la coyuntura prevaleciente puede impactar las decisiones de política monetaria (balance de riesgos). La transparencia en la gestión de la política monetaria propicia una mayor comprensión de las metas del banco central desde la óptica de los agentes económicos, así como también de los factores en los cuales subyacen sus decisiones, permitiendo un mejor anclaje y una menor volatilidad de las expectativas de inflación (Carriere-Swallow & Pescaroti, 2018), lo que se traduce en una minimización de los niveles de entropía en torno a las mismas.

En esta línea de ideas, Chen (2016) demuestra que, para el caso de los comunicados de la Reserva Federal (FED) de los Estados Unidos, la tónica o sentimiento positivo de los comunicados alcanza, como es de esperarse, un punto máximo fuera de los periodos de recesión, mientras que los sentimientos negativos son mayores cuando la FED gestiona, por primera vez, su política de *quantitative easing* (QE), en el año 2008, guardando una alta correlación con indicadores financieros cruciales (*e.g* VIX, *spread* de los bonos del tesoro). Se enfatiza que la incertidumbre alcanza valores considerablemente elevados en los periodos previos a la recesión del año 2008, evidenciando que esta técnica de inferencia

tiene alto potencial de predecir escenarios pesimistas. Por otra parte, Benchimol *et al* (2020) resaltan el rol de las comunicaciones sobre las expectativas de mercado, así como también de una gestión monetaria más previsible, acertada, estable y enfocada.

La literatura económica concerniente a la transformación y cuantificación de información de carácter cualitativo (*e.g.* noticias, comunicados de política, entre otros) es reciente y se ha popularizado, gracias a la disponibilidad de modelos de aprendizaje computacional (*machine learning*) que hacen factible la estimación de medidas de incertidumbre económica, a partir de las bondades de estas técnicas, tanto en términos de la accesibilidad que proporcionan a nuevos conjuntos de información de alta frecuencia, disponibles en tiempo real, de manera oportuna y sin rezagos, así como también en función de las herramientas que proveen para llevar a cabo el procesamiento de dicha información. En este orden, las técnicas basadas en algoritmos de *text mining* se han ido perfilando como alternativas prometedoras y con alto potencial para llevar a cabo la construcción de *proxies* para capturar la incertidumbre económica y política a través del tiempo.

Baker *et al.* (2015) construyen un Indicador de Incertidumbre Económica y Política (EPU), generando un índice que refleja la frecuencia de referencias en artículos periodísticos a incertidumbre de carácter político y económico. Los autores encuentran consistencia entre el índice EPU y la sucesión de eventos tales como los ataques terroristas en Estados Unidos del 9/11, la quiebra de *Lehman Brothers*, entre otros acontecimientos. Sin embargo, pese que el uso de este indicador se ha generalizado, se apuntan algunas críticas concernientes a la construcción y a las bases del mismo; entre éstas, su propensión a errores tanto de Tipo I como de Tipo II (Tobbak *et al*, 2016), considerando que las búsquedas se hacen en función de la aparición del término “incertidumbre”, de manera que el enfoque se presta a la inclusión de algunos textos en los cuales se hace uso explícito de la palabra “incertidumbre” pero que cuyo contenido no concierne a riesgos de carácter económico y político, así como el caso opuesto en el cual no se cumple el criterio de búsqueda, ya que no se hace uso explícito de la palabra ‘incertidumbre, sin embargo el contenido se vincula a un sesgo de riesgos (falsos positivos y negativos).



Otros estudios se circunscriben a la aplicación de *text mining* para establecer pérdidas y sentimientos vinculados a riesgos derivados de episodios de índole político, como el análisis y la predicción del Brexit (Celli *et al*, 2016); evaluación de los ciclos electorales y su impacto en el desempeño económico (Davis, 2016; Brimicombe, 2015) y la determinación del “sentimiento de los mercados financieros” (Nyman *et al*, 2015) con “*the emotional finance hypothesis*”, por medio de la cual se parte del hecho de que los individuos ganan convicción para asumir determinadas posturas en los mercados financieros, creando narrativas sobre los posibles resultados de sus acciones (entusiasmo sobre la probabilidad de obtener ganancias o ansiedad generada por las posibles pérdidas).

Bholat *et al* (2015) enfatizan la importancia de las herramientas de aprendizaje computacional, desde la óptica de los bancos centrales, para extender tanto el acervo de información disponible, como para complementar la modelación basada en métodos tradicionales y hacer plausible la obtención de respuestas a nuevas preguntas de investigación. Los autores señalan cómo la implementación paulatina de técnicas de *data mining* ha logrado enriquecer el marco analítico para la toma de decisiones en diferentes bancos centrales (*e.g.* Banco de Inglaterra, *Federal Reserve Banks*, Banco Central de Europa).

De manera específica, al referirse a la cuantificación de riesgos cimentada en la aplicación de algoritmos de *text mining* a grandes bancos de textos destacan las ventajas derivadas de este enfoque, con respecto a medidas de riesgo como el Indicador de Bonos de Mercados Emergentes (EMBI) y al Índice de Volatilidad del Mercado de Opciones PUT de Chicago (VIX), en cuanto a la delimitación de diferentes fuentes de riesgos, que permiten caracterizar de manera más precisa la evolución de la incertidumbre y su vínculo con las directrices de la economía.

Como sugieren investigaciones previas (Li *et al*, 2016; Tobbak *et al*, 2016), es necesario verificar la robustez del ejercicio realizado, no solamente en base a los valores de correlaciones, los cuales resultan necesarios, pero no suficientes para evaluar la importancia del índice construido en la trayectoria de diferentes variables. Por esta razón, en esta investigación se incorporan modelos de redes neuronales, con el propósito de

evaluar el impacto de las condiciones prevalecientes en el panorama internacional, capturadas a través del IIEI, y de los comunicados de política del BCRD sobre las expectativas que se forman los agentes sobre el desempeño económico.

### III. DATOS Y METODOLOGIA

#### 3.1. Datos

Para llevar a cabo la construcción del IIEI, los insumos empleados son noticias de alta frecuencia (diarias/hora) procedentes de los portales *Reuters*, *oilnews.com* y *geo-political monitor*, para el período enero 2016-junio 2020, así como también las series del Indicador de Bonos de Mercados Emergentes (EMBI) y del Índice de Incertidumbre Político-Económica (GEPUI), en el período análogo, para fines de comparación. Se construye un banco de documentos que consta de 79,115 noticias de “*Business & Markets*”, 10,200 noticias de petróleo y 4,320 textos de carácter geopolítico. Asimismo, se emplean series con frecuencia mensual de Inflación-IPC, Índice Mensual de Actividad Económica (IMAE), Expectativas Económicas y la serie diaria del Tipo de Cambio Nominal Extra-bancario (promedio compra-venta). Por otra parte, la información concerniente a la instancia de la política monetaria se captura a través de los comunicados de política del BCRD para el lapso enero 2012-junio 2020 (desde la adopción del régimen de metas de inflación), la tasa de política monetaria (TPM) y la tasa interbancaria para el mismo periodo.

#### 3.2. Text Mining

Se emplea el algoritmo *K-Nearest Neighbor* (KNN, Duda *et al*, 2000), dada su eficiencia y bajo costo de implementación computacional, para llevar a cabo la clasificación de textos (Medhat *et al*, 2014), asignándole una etiqueta a un texto completo, a partir de determinado conjunto. El enfoque del algoritmo está orientado a la extracción del sentimiento o la tónica subyacente en cada uno de los documentos considerados.

Formalmente, la tarea de clasificación consiste en tomar un insumo  $x$  y un conjunto fijo de clases de salidas  $Y = y_1, y_2, \dots, y_M$  y regresar una clase predicha  $y \in Y$ . Para la clasificación de textos, se denotarán las clases con  $c$ , en lugar de  $y$  como variable de salida y  $d$  para

documentos, en lugar de  $x$  como un insumo. Bajo un escenario supervisado, se tiene un conjunto de entrenamiento de  $N$  documentos, cada uno de los cuales ha sido designado con una etiqueta:  $(d_1, c_1), \dots, (d_N, c_N)$ . La meta es tener un clasificador capaz de aprender, al punto de poder realizar mapeos desde un documento nuevo  $d$  a su clase correspondiente  $c \in C$ .

El análisis de sentimiento realizado a través de *text mining* se ha constituido empíricamente como una de las herramientas más poderosas en el campo de aprendizaje computacional. Se define *text mining* como el proceso de extraer información (disponible en tiempo real) preponderante y no trivial, a partir de textos no estructurados ni clasificados. Diariamente, la humanidad genera aproximadamente 2.5 exabytes de información ( $1 \cdot 10^9$  gigabytes), con gran potencial para hacer inferencia y predicciones sobre la trayectoria de variables económicas relevantes para los hacedores de política.

La literatura económica relativa a la utilización de algoritmos y modelos especializados en *text mining* (e.g. *Support Vector Machine*, *Naive-Bayes*, *KNN*) es reciente y ha propiciado la obtención de información para llevar a cabo la construcción de indicadores que permiten predecir la volatilidad de los mercados (Li *et al*, 2016), realizar evaluaciones del balance de riesgos de las principales variables económicas (Timalsina *et al*, 2015), analizar la sensibilidad de las tasas de interés a las noticias (Tang, 2017), determinar el grado de incertidumbre de las políticas económicas (Tobback *et al*, 2018), entre otros propósitos.

La técnica empleada para la obtención de cada indicador cuantitativo es un proceso multi-dimensional que abarca diferentes fases que van desde el pre-procesamiento de los textos hasta la *tokenización* de las palabras presentes en los mismos, con su correspondiente contextualización, de donde, finalmente, se infiere una métrica relativa a un sentimiento o a una percepción. La arquitectura de cualquier ejercicio de minería de textos requiere, en primer lugar, una fase de pre-procesamiento o “limpieza” del texto, implementándose un sistema por medio del cual se logran transferir los documentos iniciales a una representación más compacta.

El primer paso consiste en definir el *corpus* o conjunto de documentos objeto de análisis. Una vez delimitado el *corpus*, se deben agotar los siguientes pasos concernientes al pre-procesamiento del texto (Bholat *et al*, 2015):

- i. *Remover stop-words*: Se extraen del *corpus* las palabras que se consideran irrelevantes para revelar información sobre la tónica subyacente de los documentos<sup>6</sup> (*e.g.* artículos, preposiciones, etc.).
- ii. Remover signos de puntuación, números y espacios en blanco.
- iii. Llevar todas las palabras a minúsculas (*case folding*); de esta manera se extrae la misma tónica de las mismas palabras, aislando el hecho de que se presenten en letras mayúsculas o minúsculas.
- iv. *Stemming*: Disminuir la dimensión del corpus, llevando las palabras a su raíz.

En una segunda etapa, se efectúa una *tokenización* o separación de las palabras del texto, a fin de establecer la frecuencia de cada una de éstas (Figura 2) y agruparlas en diferentes conjuntos (*clusters*), de acuerdo a una métrica específica (en este caso se emplea una métrica euclidiana). La fase de agrupamiento constituye el problema más importante de aprendizaje no supervisado, donde se intenta componer una estructura a partir de datos sin “etiqueta”. En este caso se utiliza el algoritmo *KNN*, con el objetivo de agrupar los datos de mayor coherencia posible entre los mismos de su grupo.

El algoritmo *KNN* permite delimitar vecindades de puntos, de acuerdo a una métrica (en este caso se utiliza la métrica euclidiana), identificándose un *centroide* o punto central de cada vecindad. En el marco de este modelo, cada punto tiene su mayor vecindad, la cual abarca la mayor cantidad de puntos con la misma clasificación o etiqueta, denominada “vecindad local”. Una vez clasificados los puntos en sus respectivas vecindades, se procede a realizar una contextualización de las palabras, haciendo uso del diccionario *Henry’s Finance-Specific Dictionary*, popularmente empleado para economía y finanzas, y con efectividad empírica para el análisis de *corpus* de noticias.

---

<sup>6</sup> En esta fase del proceso se llevó a cabo una depuración paulatina de “stopwords” evaluando los histogramas de palabras y empleando una lista de “stopwords” disponible en <http://snowball.tartarus.org/algorithms/english/stop.txt>.

De acuerdo a este diccionario, el sentimiento se computa por medio de la ecuación:

$$s_t = \frac{w_p(A_t) - w_n(A_t)}{w_p(A_t) + w_n(A_t)} \quad (1)$$

Donde  $A_t$  corresponde al número de noticias disponibles en el momento  $t$ ;  $w_p(A_t)$  es la cantidad total de noticias positivas en  $A_t$ ,  $w_n(A_t)$  representa el total de palabras negativas y  $s_t$  es el indicador de sentimiento correspondiente; el valor de  $s_t$  se normaliza bajo el criterio *minmax*<sup>7</sup>, con valores en el intervalo [0,1] y representa el saldo entre el conteo de palabras positivas y negativas divididas por la suma de palabras positivas y negativas presentes en los artículos de noticias  $A_t$ .

### 3.3. Redes Neuronales

El uso de redes neuronales para modelar el comportamiento de variables macroeconómicas ha adoptado cada vez mayor preponderancia en la literatura económica (Jalil & Missas, 2007; Tkacz & Hu, 1999; Ballı & Tarimer, 2013). Se considera que la especificación apropiada de estas estructuras aporta una mayor precisión en los resultados derivados de funciones no lineales, posicionándose de esta manera como herramientas importantes en la elaboración de pronósticos de variables macro-económicas y financieras, con gran capacidad predictiva.

Una red neuronal puede definirse como una estructura de simples elementos de procesamiento, denominados nodos, cuya habilidad de aprendizaje se almacena en la fortaleza de las unidades de conexión o ponderaciones, obtenida a partir de un proceso de entrenamiento o fase de aprendizaje de un conjunto de patrones (Hayking, 2008). La arquitectura de una red neural intenta emular el diseño y funcionamiento del cerebro humano, y la forma en que se organizan las neuronas de la red está íntimamente vinculada al algoritmo de entrenamiento de la misma; si la red ha aprendido la estructura subyacente del problema en cuestión, entonces debe ser capaz de clasificar y predecir los patrones subsiguientes (Gurney, 1997).

---

<sup>7</sup> En la teoría de aprendizaje computacional, el criterio *minmax* es una normalización basada en la unidad, a través de la cual se re-escalan los valores de una serie en el intervalo [0,1]. Se emplea la siguiente fórmula:

$$X_{minmax} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}$$

Kuan & Liu (1995) señalan que las redes neuronales pueden ser visualizadas como modelos de entrada-salida (input-output), los cuales pueden ser entendidos como funciones de regresión no lineales que caracterizan la relación entre una variable dependiente (entrada)  $Y_t$  y un vector de variables explicativas (salida)  $X_t = (x_{1t}, \dots, x_{pt})$ . De tal forma que, sin considerar una función específica no lineal, el modelo se construye combinando funciones no lineales a través de composiciones que van de una capa (*single layer neurons*) a estructuras multicapa (*multilayers neurons*).

En esta investigación se emplea una estructura de redes neuronales dada por la siguiente expresión (Basihos, 2016):

$$\pi_t = \sum_{j=1}^j X_j \alpha_j \quad \alpha_j > \alpha_j \quad (2)$$

Donde  $\pi_t$  representa la variable de salida (output), en este caso la inflación observada para determinado periodo, y  $X_j$  representa la entrada de la red, dada por la métrica construida a partir del sentimiento de los comunicados de política del BCRD. Por otra parte,  $\alpha_j$  es un hiperparámetro de la red, que determina la activación de la neurona para transmitir la información. Esta activación generalmente se representa por una función logística (en este caso una función sigmoide) dada por:

$$f(\mu) = \frac{1}{1+e^{-\mu}} \quad (3)$$

Dado que sólo se emplea una capa oculta en el modelo (*hidden layer*),  $H_j$ , se puede reescribir la ecuación (2) de la manera siguiente:

$$H = f \left[ \sum_{j=0}^j x_j \alpha_j \right] \quad (4)$$

Denotando  $\theta_j$  como la ponderación que vincula la entrada (*input*) del modelo con la salida (*ouput*), se tiene:

$$\pi_t = \sum_{j=0}^j H_j \theta_j \quad (5)$$

Sustituyendo (4) en (5), se obtiene la función de capas ocultas,  $h$ , incluyendo la función de entrada  $g$ :

$$\pi_t = h \left[ \left( \sum_{k=1}^k \alpha_k \right) f \left( \sum_{j=0}^j \theta_{ik} X_j \right) \right]. \quad (6)$$

Donde:

$j$ =una neurona de entrada con una capa;

$k$ =dos neuronas ocultas con una capa;

La literatura no expone una regla definitiva para llevar a cabo la selección óptima de capas y neuronas ocultas. Sin embargo, se señala que una de las estrategias para determinar estos hiperparámetros está vinculada al desempeño del modelo en la fase de prueba, observándose que no se tenga una red neuronal saturada, lo cual daría lugar a un sobreajuste o, en el caso contrario, a un subajuste. De igual manera, una de las reglas esenciales (Hornik, 1991) es que el número de neuronas debe estar acotado entre la cantidad de entradas y salidas del modelo. Con respecto a la cantidad de capas ocultas, se sigue el teorema de Cybenko (1989), el cual establece que, con una capa oculta y un número finito de neuronas, es posible aproximar funciones continuas con supuestos sobre la función de activación (en este caso, como se ha señalado previamente, se tiene una función de activación sigmoide).

Una vez establecido el número de capas y neuronas ocultas, se busca minimizar la función:

$$\min_{\alpha_k \theta_{(j,k)}} SSD = \sum_{t=1}^T \left[ \pi_t - h \left( \sum_{k=1}^k \alpha_k f \left( \sum_{j=0}^j \theta_{ik} X_{jt} \right) \right) \right]^2 \quad (7)$$

Es importante acotar que, en adición a la selección de las neuronas y capas del modelo, este proceso de minimización requiere una muestra de entrenamiento, en la cual la red “aprende” de los datos entregados como insumos, para poder llevar a cabo la fase de predicciones; en este caso, la muestra de entrenamiento representa un 60% del total de los datos, así como también una “muestra de prueba”, a fin de verificar la exactitud de las

predicciones logradas por medio de la muestra entrenada (Tkacz & Hu, 1999; Basihos, 2016).

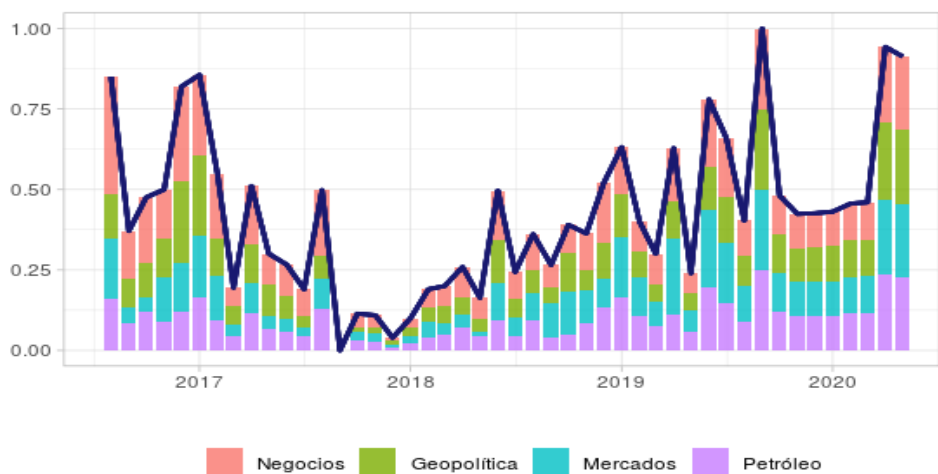
#### IV. RESULTADOS

##### 4.1. Indicador de Incertidumbre Económica Internacional

La necesidad de construir un indicador vinculado a la incertidumbre internacional responde al hecho de que, en una economía pequeña y abierta como la nuestra, la contingencia de choques de carácter externo puede tener un efecto considerable sobre el comportamiento de las principales variables macroeconómicas y, por consiguiente, incidir en las decisiones concernientes a la instancia de la política monetaria.

La Figura 1 muestra los resultados del Indicador de Incertidumbre Económica Internacional (IIEI), contruidos a partir de la metodología sugerida por Li *et al* (2016) y Bholat *et al* (2016):

**Figura 1.** Indicador de Incertidumbre Económica Internacional (IIEI).



*\*Fuente: Elaboración Propia.*

Se lleva a cabo una normalización basada en el criterio *minmax*, donde 1 representa el valor de máxima incertidumbre, mientras que los valores más cercanos a cero se corresponden con los periodos de mayor estabilidad a nivel internacional. La información se presenta a nivel de diferentes bloques, de acuerdo a la naturaleza de las noticias (*i.g.*



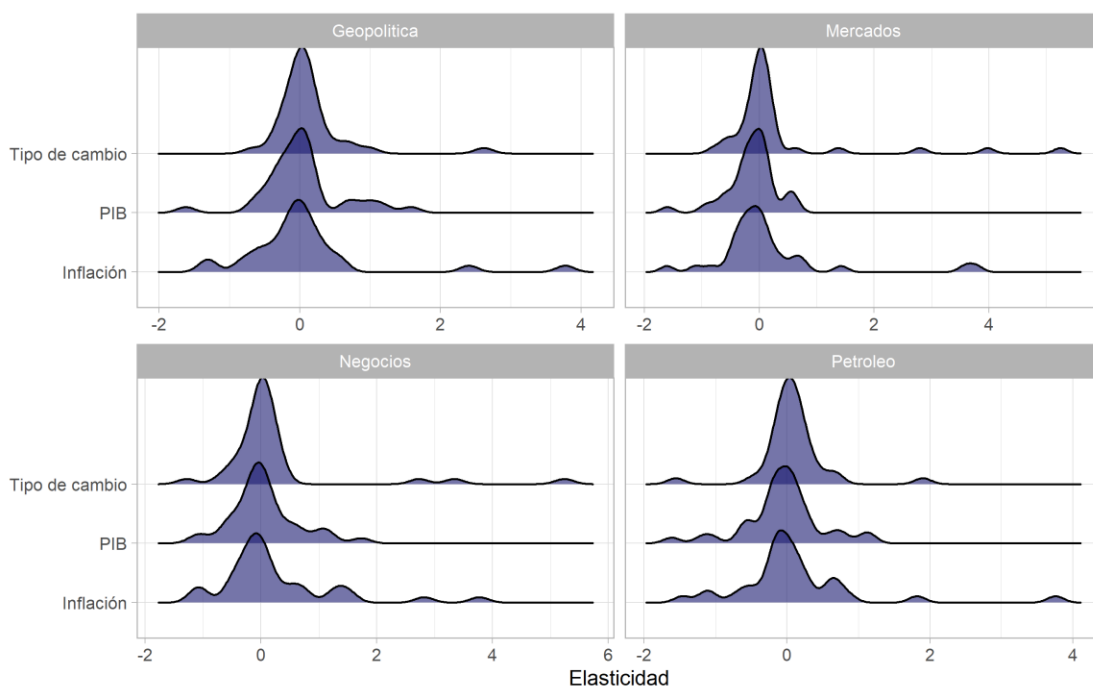
mercados, negocios, geopolíticas, petróleo), con el objetivo de capturar la fuente de la incertidumbre.

Los resultados evidencian una correlación de  $\rho = 0.63$  entre el IIEI y el EMBI, y  $\rho = 0.75$  con respecto al GEPU, para el período considerado. Al analizar el comportamiento del IIEI se observa una coherencia entre la caracterización de los acontecimientos que acaecieron en determinados puntos del intervalo de tiempo y el valor del IIEI. En este sentido, se identifica un gran deterioro del IIEI hacia finales del año 2016, que resulta congruente con episodios que imputaron mayor incertidumbre al panorama económico mundial, tales como la elección de Donald Trump como presidente de los Estados Unidos (EEUU), pasando por las tensiones y expectativas generadas durante este proceso electoral; el mayor desplome histórico experimentado por la libra esterlina (desde 1985), a raíz del referéndum del Brexit y la decisión de la FED de subir la tasa de política en 25 puntos bases. Por otra parte, la recuperación del indicador, hacia el año 2017, se corresponde con una mejora en las perspectivas financieras de las economías emergentes, la adopción de medidas de carácter fiscal (recortes impositivos) en EEUU, así como también un repunte en los precios de diversos *commodities*. No obstante, estos acontecimientos fueron eclipsados por episodios negativos tales como la guerra comercial entre Estados Unidos y China, intensificación de los conflictos geopolíticos y volatilidad de los precios del petróleo, durante el año 2019, y finalmente, el indicador muestra sus niveles más elevados, durante el periodo considerado, a partir del mes de marzo del 2020, con la pandemia del Covid-19, la caída en los mercados bursátiles y la crisis económica global prevaleciente.

Es importante acotar, que los indicadores de incertidumbre basados en *text mininig* y clasificación booleana de textos, derivados de un corpus de noticias en tiempo real, presentan diferentes ventajas (Bholat *et al*, 2015) en comparación a otras métricas convencionales de incertidumbre: i) La especificación de los términos de búsqueda para los documentos permite generar un mayor espectro de información vinculada a riesgos; ii) La fuente de incertidumbre se establece explícitamente en los textos; iii) Resulta factible obtener métricas *cross-countries* y establecer comparaciones a nivel internacional, al construir indicadores para diferentes países o grupos de países.

Precisamente esta ventaja del IIEI, en términos de la desagregación de la incertidumbre por bloques, permite visualizar la respuesta de las expectativas ante cambios en las variables que componen el indicador. En la Figura 2 se presentan las distribuciones de probabilidad de las elasticidades de las expectativas de inflación, del Producto Interno Bruto (PIB) y el tipo de cambio nominal (promedio compra venta extra-bancario) con respecto a los componentes del IIEI (*i.g.* precios del petróleo, comportamiento económico global, mercados financieros y tensiones geopolíticas), para el periodo enero 2016-junio 2020.

**Figura 2.** Distribución de probabilidad de las elasticidades de las expectativas con respecto a los componentes del IIEI.



*\*Fuente: Elaboración propia.*

Se constata que tanto las expectativas de devaluación cambiaria como inflacionarias presentan una mayor elasticidad con respecto a la volatilidad de los precios del petróleo y a las tensiones geopolíticas a nivel internacional, lo que resulta coherente con el hecho de que los precios del petróleo afectan directamente el componente transporte de la inflación local, que tiene una ponderación de 18.1% sobre el precio de los alimentos y bebidas; adicionalmente resulta oportuno considerar los efectos de “segunda vuelta” que repercuten en el comportamiento del sector real. Es importante destacar que las expectativas

inflacionarias se pueden ver afectadas por los valores esperados del tipo de cambio, tomando en cuenta el *pass-through* hacia los precios domésticos, principalmente sobre el componente transable de la inflación. En otro orden, las expectativas con relación a la dinámica económica muestran mayor sensibilidad al comportamiento del crecimiento de otras economías, especialmente de los principales socios comerciales.

Es evidente que la contingencia de eventos vinculados a los ámbitos señalados previamente puede ejercer presiones sobre los precios domésticos, así como también en la dinámica económica. En este sentido, las comunicaciones del BCRD juegan un rol preponderante en la transmisión de un mensaje transparente y prospectivo, en términos de las medidas que se adoptarían frente a estos choques externos, de manera que las autoridades puedan continuar acotando las expectativas sobre estas variables en torno al rango de la meta y evitar la formación de distorsiones en el canal de las expectativas, el cual constituye uno de los principales mecanismos de transmisión de la política monetaria (en las secciones subsiguientes se aborda este tema de manera más minuciosa).

#### **4.2. Estrategia de Comunicación de la Política Monetaria del BCRD y Credibilidad**

La principal motivación para llevar a cabo la construcción de una métrica que permita cuantificar el tono de las comunicaciones del BCRD viene dada por el hecho de que, bajo un esquema de metas de inflación, el banco central adopta un compromiso concreto, que se transmite a través de una estrategia de comunicación sólida y transparente, la cual funge como una herramienta para la gestión de una política monetaria óptima (Castillo *et al*, 2018).

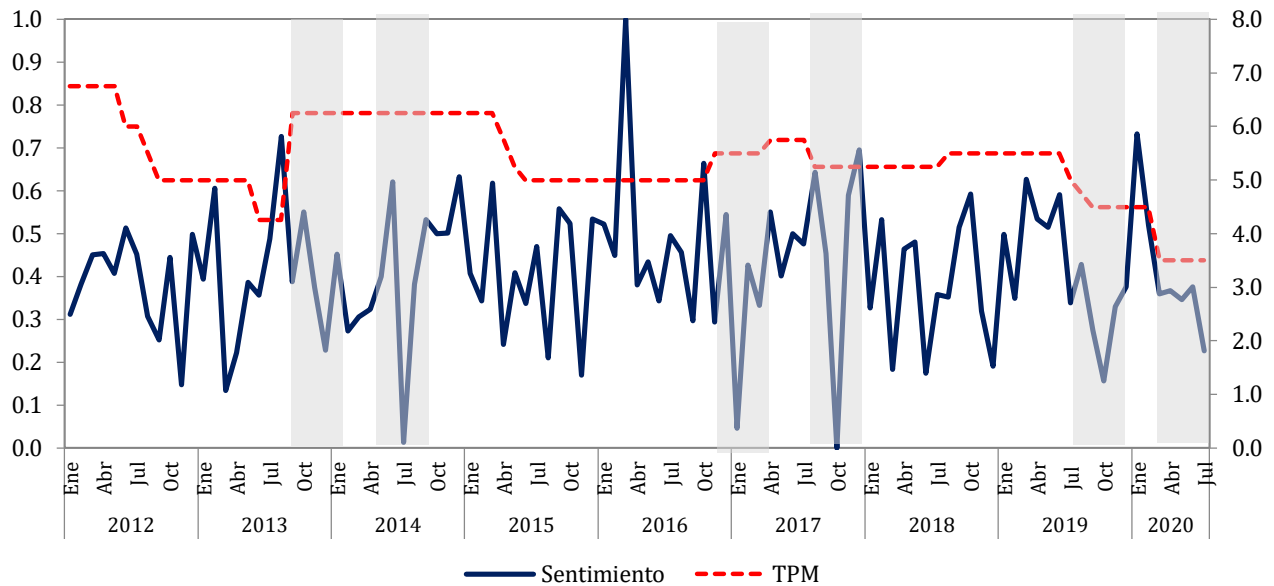
En este apartado se muestran los resultados del ejercicio de *text mining*, de acuerdo al enfoque empírico explicado en la sección III, realizado para extraer la tónica subyacente en los comunicados de política monetaria del BCRD, para el lapso enero 2012<sup>8</sup>- junio 2020. Los valores mostrados en la Figura 3, se normalizan bajo el criterio *minmax*, en el intervalo [0,1], donde las cifras más cercanas a uno se vinculan a comunicados más optimistas, mientras que los valores más cercanos a cero se relacionan a un balance de riesgos negativo.

---

<sup>8</sup> A partir de este periodo el BCRD adopta un esquema de metas de inflación.

En este sentido, en la ecuación (1),  $A_t$  corresponde al comunicado transmitido por el BCRD en el momento  $t$ ;  $w_p(A_t)$  es la cantidad total de palabras blandas (*dovish*) en  $A_t$ ,  $w_n(A_t)$  representa el total de palabras duras (*hawkish*) y  $s_t$  es el indicador de sentimiento correspondiente; el valor de  $s_t$  representa el saldo entre el conteo de palabras positivas y negativas (Figura 4) divididas por el total de palabras contenidas en cada comunicado  $A_t$ .

**Figura 3.** Tónica de los Comunicados de Política y Tasa de Política Monetaria del BCRD



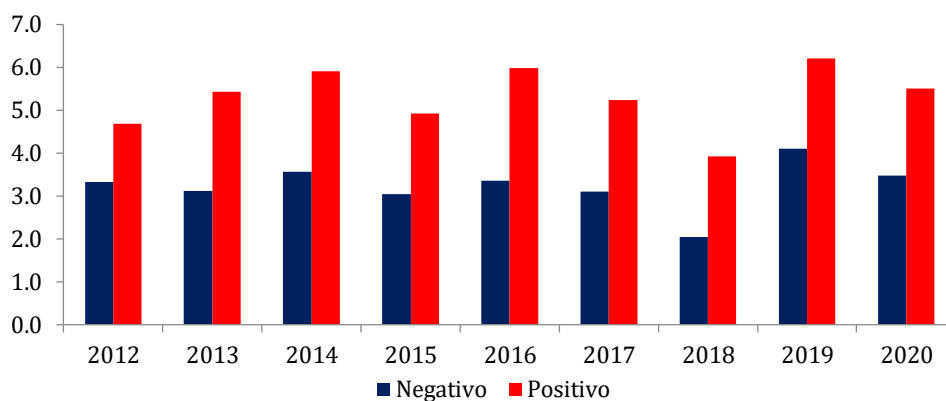
\*Fuente: Elaboración Propia.

En la Figura 3 se observa la relación entre los comunicados de política del BCRD y las decisiones efectivamente adoptadas por las autoridades monetarias, medida en términos de la tasa de política monetaria (TPM), observándose una mayor coherencia entre ambas variables para el periodo 2018-2020, con un coeficiente de correlación promedio de  $\rho = 0.60$ . Asimismo, se destaca que, en términos generales, la gestión de los hacedores de política ha ido convergiendo paulatinamente a la tónica de los comunicados emitidos y, en algunos casos, dicha gestión ha sido más agresiva (*hawkish*) que el tono consignado en los mismos, siendo este un indicio de que ante choques de carácter externo o doméstico, existe una mayor propensión, por parte de los hacedores de política, a adoptar una instancia monetaria contractiva, con miras a garantizar la estabilidad de precios y mantenerse dentro del rango de la meta de inflación, así como también una preocupación por el hecho de que los desvíos del rango meta afecten la credibilidad del régimen de política monetaria.

Los valores sombreados en la Figura 3 corresponden a los mínimos locales del indicador de sentimiento, así como también a  $\epsilon$  vecindades de dichos episodios ( $V_\epsilon = t + 1$ ), a fin de enfatizar la variación en el discurso del BCRD y de la TPM, con respecto al periodo previo. En este sentido, se destaca el deterioro del indicador de sentimiento para el mes de agosto 2013, el cual resulta consistente, aunque en menor medida, con el escenario que prevalecía en dicho periodo que ameritó la adopción de una postura monetaria considerablemente contractiva, con un incremento de 200 puntos base en la TPM, considerando, en gran medida, la volatilidad cambiaria y el traspaso de dichas oscilaciones a los precios precio domésticos.

En los periodos subsiguientes, en los cuales se reflejan valores del indicador de sentimiento cercanos a cero, principalmente a raíz de choques de carácter externo (*e.g.* volatilidad del precio del petróleo, contracción del crecimiento global, guerras comerciales, entre otros), se presenta una convergencia paulatina entre la tónica de los comunicados y la gestión de la política monetaria, lo que ayuda entender por qué no se requirieron acciones más drásticas para mantener la inflación en torno a la meta y acomodar los choques acaecidos, dada una mayor transparencia y credibilidad en el régimen de metas de inflación.

**Figura 4.** Indicador Anual Comunicados BCRD por componente (positivo o negativo).

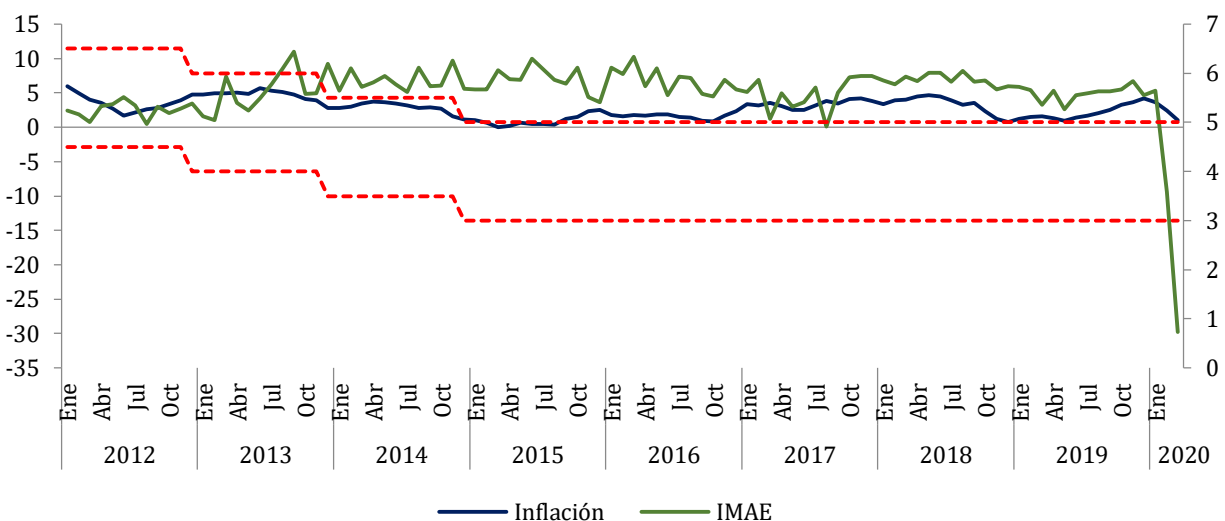


*\*Fuente: Elaboración propia.*

Por otra parte, se constata que, en términos generales, los comunicados del BCRD mantienen una estructura equilibrada (positiva/negativa), aunque mayormente se visualiza un componente positivo más alto en la composición del indicador (Figura 4). Es importante destacar que la transmisión de un mensaje conciso, transparente y aceptable

por los agentes económicos constituye una tarea abstrusa y un gran desafío, a través del cual se pretende lograr un equilibrio que minimice las sorpresas monetarias. Sin embargo, en los últimos años y bajo el esquema de metas de inflación, el desenvolvimiento estable de la economía dominicana, en términos del crecimiento económico logrado, (cercano al potencial) y en el mantenimiento de la inflación en torno al rango meta (Figura 5), son factores que han jugado un rol preponderante a favor de las estrategias de comunicación y, consecuentemente sobre el canal de las expectativas, generando confianza a nivel interno y propiciando una mayor holgura para el manejo de choques externos.

**Figura 5.** Comportamiento del Índice Mensual de Actividad Económica (IMAE) y la Tasa de Inflación bajo el esquema de metas de inflación en RD (Variación Interanual).

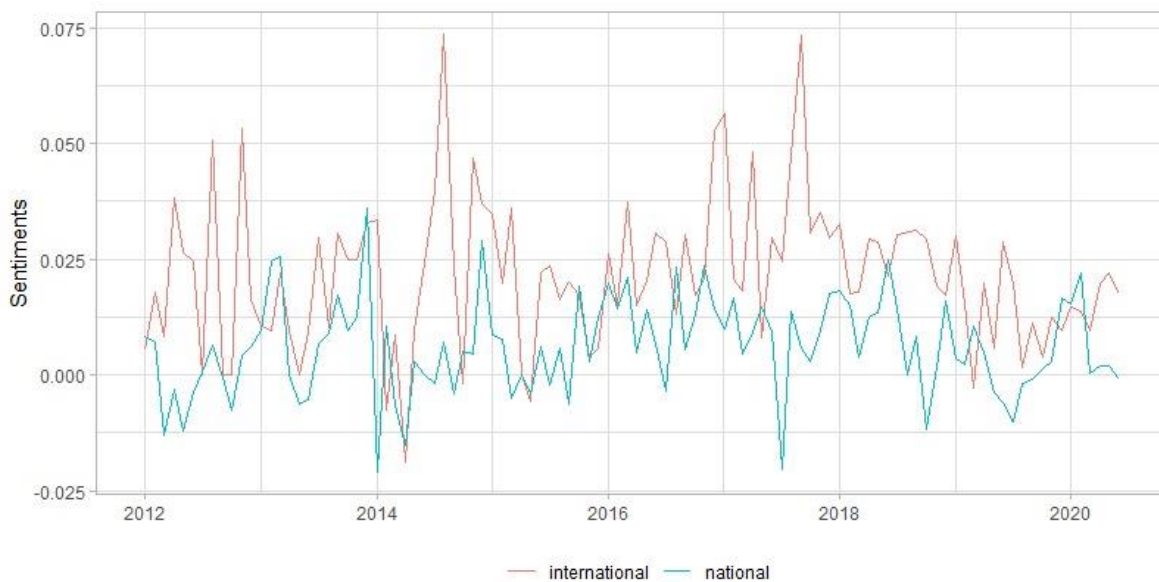


\*Fuente: Elaboración propia, datos del BCRD.

Como se ha señalado previamente, el canal de las expectativas constituye uno de los principales mecanismos de transmisión de la política monetaria, por lo que el alineamiento de las comunicaciones con las decisiones de política monetaria, que permite minimizar las sorpresas monetarias, propicia la creación de un “círculo virtuoso” en el cual la previsibilidad de la gestión monetaria, por parte de los agentes económicos, facilita el traspaso de las decisiones monetarias a los objetivos que se persiguen por medio de las mismas. En la sección subsiguiente (4.3) se abordan estos aspectos de manera más minuciosa.

Otro aspecto importante, concerniente a la estructura de los comunicados de política del BCRD, es la ponderación que se otorga a los eventos de carácter externo, así como también al panorama doméstico, considerando su potencial efecto sobre la reacción de los agentes económicos ante dichos acontecimientos. La Figura 6 muestra esta estructura, observándose que el contexto internacional tiene una mayor influencia en la tónica de las comunicaciones y que, en términos generales, una gran proporción de la información consignada en los comunicados concierne a los mismos (*e.g.* decisiones de la FED, crecimiento EEUU, presiones inflacionarias externas; Véase Anexo I, Figura I-1), lo que es de esperarse, considerando que en una economía pequeña y abierta como la nuestra, donde la actividad turística representa la espina dorsal del crecimiento, la contingencia de choques de índole externo tiene alto potencial de afectar las decisiones adoptadas por las autoridades monetarias.

**Figura 6.** Descomposición de la tónica de los comunicados del BCRD (doméstico y externo).



*\*Fuente: Elaboración propia.*

Los comunicados de política emitidos por un banco central representan el principal instrumento por medio del cual dichas entidades pueden consignar sus intenciones, en función de la coyuntura prevaleciente. De esta manera, la credibilidad de la gestión de la política monetaria del BCRD se encuentra considerablemente supeditada a la tónica subyacente en dichos comunicados y en la medida en que se logren transmitir propósitos

claros y coherentes con el panorama doméstico e internacional se estaría apuntando a una minimización de las distorsiones en el canal de las expectativas.

Bajo estas consideraciones, resultaría lógico reflexionar sobre el potencial efecto de esta convergencia sobre la holgura de las autoridades monetarias para poder orquestar políticas de carácter contra-cíclico, puesto que el nivel de anclaje de las expectativas ayuda a evitar cambios drásticos en la TPM. En este sentido, se destaca (Végh *et al.*, 2017) que un incremento de las tasas de interés, cuando el crecimiento es débil, supone cierto grado de pro-ciclicidad en la respuesta de política monetaria y que, si bien es cierto que existen diversos factores que inciden sobre la gestión de una política monetaria pro-cíclica, es probable que la credibilidad del banco central (reflejada en el grado de anclaje de las expectativas de inflación) sea uno de los más importantes (Carriere-Swallow & Pescaroti, 2018). Por lo que, bajo un régimen de metas de inflación, la clave para aplicar una respuesta de política anti-cíclica sostenida es disponer de una estrategia de comunicación sólida dirigida a anclar las expectativas de inflación.

#### **4.3. Simulaciones basadas en Redes Neuronales**

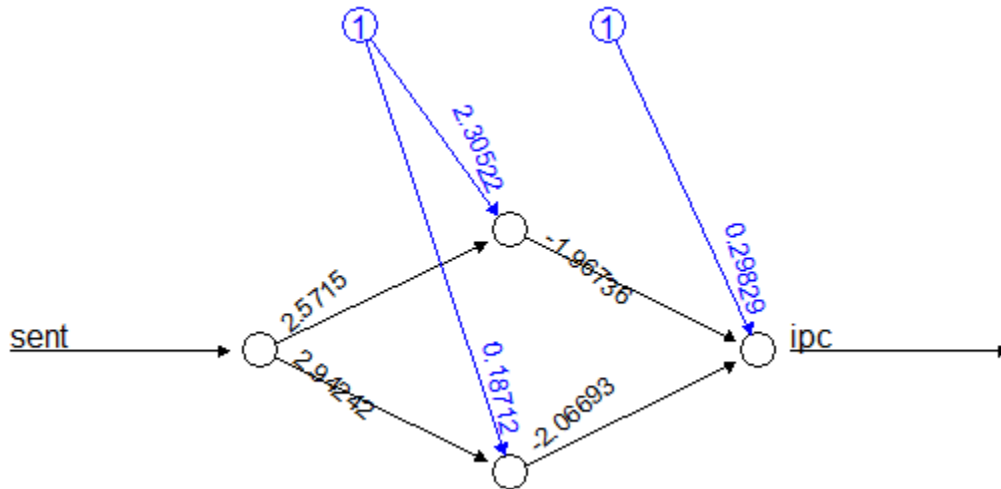
En esta sección se presentan los resultados de los ejercicios de simulación de los niveles de inflación para el periodo enero 2012-mayo 2020, realizados en base a una estructura de redes neuronales (expuesta en la sección III) donde se emplea como insumo el indicador de sentimiento extraído de los comunicados de política monetaria del BCRD (Figura 7), con el propósito de obtener una métrica de inflación “alineada”<sup>9</sup> con la tónica del sentimiento extraído, estableciéndose comparaciones con respecto al nivel de entropía de las expectativas inflacionarias. Se emplean como hiperparámetros una función de activación sigmoide, una capa oculta y dos neuronas ocultas. El proceso de selección de la cantidad de neuronas se lleva a cabo a través de un experimento de ensayo-error, de manera que se van calibrando los hiperparámetros del modelo para minimizar el error de pronóstico, teniéndose en este caso un error cuadrático medio (ECM) equivalente a 0.05. La simulación se lleva a cabo a partir de una muestra de entrenamiento que representa el 60% del total de las observaciones.

---

<sup>9</sup> En el sentido de que representa un mapeo de la información consignada en los comunicados de política.



**Figura 7.** Estructura de redes neuronales basada en la tónica de los comunicados del BCRD 1/.



\*Fuente: Elaboración propia.

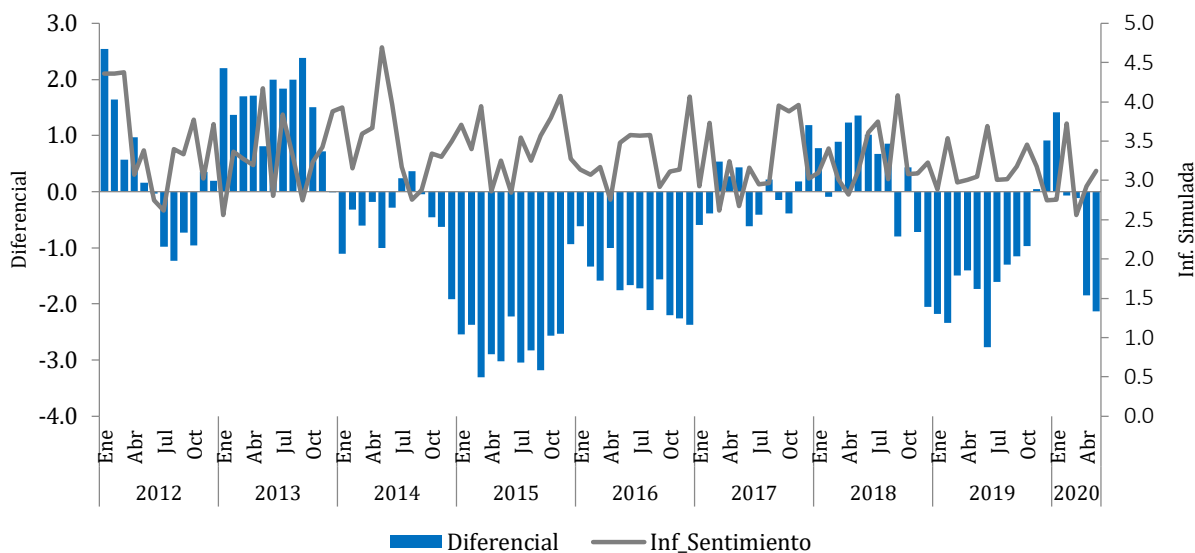
Notas: 1/ sent=Variable de entrada (input), que en este caso es el sentimiento extraído de la tónica de los comunicados de política del BCRD; ipc= Variable de salida, que es la Inflación-IPC obtenida a partir de la simulación realizada.

En la Figura 8 se muestran los resultados del ejercicio realizado, donde se observa el diferencial entre la inflación observada (interanual)  $\pi_t$  y la métrica de inflación generada a partir del modelo de redes neuronales  $\pi_s$ , en función del sentimiento de los comunicados de política monetaria del BCRD. Uno de los primeros aspectos que se deben resaltar es que, desde la incursión en el régimen de metas de inflación, la estrategia de comunicación del BCRD ha tenido un carácter prospectivo, lo que se puede visualizar en el comportamiento estacionario de  $\pi_s$ .

En este sentido, es importante acotar que, una vez identificados los principales focos de distorsión o incertidumbre económica en determinado periodo u horizonte temporal, una gestión óptima de la política monetaria se cimienta en una estrategia de “*forward guidance*” (Carney, 2013), a través de la cual los bancos centrales intentan anclar las expectativas por medio de un discurso basado en la instancia más probable de la política monetaria en  $t + n$  ( $n$ =determinado horizonte temporal), transmitiendo un mensaje sobre las intenciones a futuro y acciones que serán adoptadas para atenuar los potenciales efectos de choques o focos de incertidumbre sobre el comportamiento de la economía. Estas acciones se

traducen en un menor grado de entropía de las expectativas inflacionarias, la cual se ha ido minimizando en la medida en que ha madurado el régimen de metas de inflación y la credibilidad de los agentes económicos con respecto al mismo.

**Figura 8.** Simulación Inflación-IPC en base al sentimiento extraído de los comunicados del BCRD.



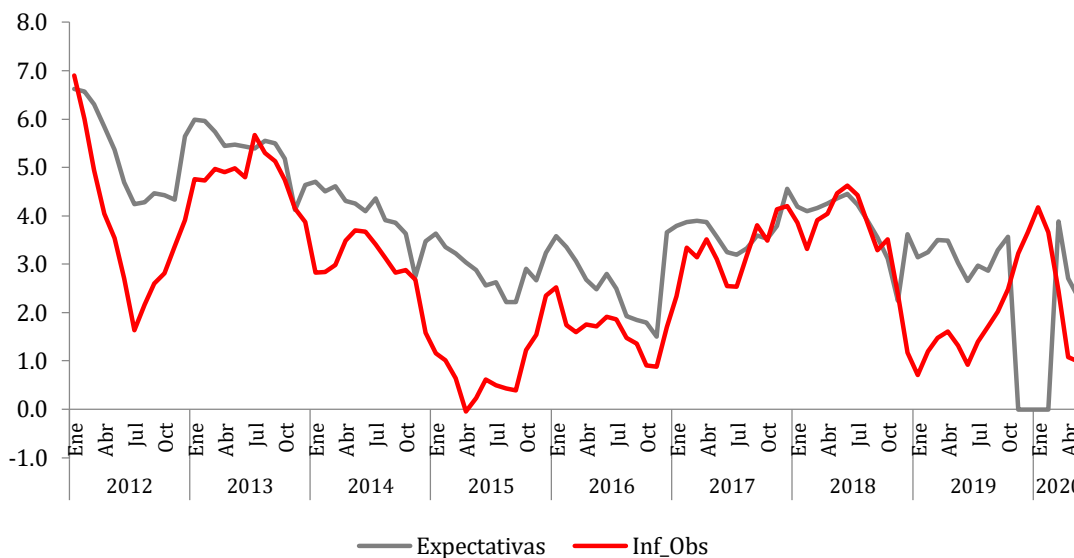
*\*Fuente: Elaboración propia.*

Resulta lógico que, al iniciarse el régimen de metas de inflación, el valor del diferencial observado en la Figura 8 tuviese niveles más elevados que en los periodos subsiguientes, dada una mayor entropía de las expectativas, que eventualmente requirió una política monetaria considerablemente restrictiva en el año 2013, al elevar en 200 puntos bases la TPM, tras la liberación de recursos del encaje legal (RD\$20,000 millones) por parte del BCRD para fomentar el crédito distintos sectores productivos. En los periodos subsiguientes (2014-2016) se verifica un menor diferencial, que adopta valores negativos, en el lapso octubre 2014-diciembre 2016, siendo este un indicio de una tasa de inflación cada vez más alineada con la tónica de los comunicados.

De esta manera, en la medida en que se fue visualizando una convergencia entre la inflación y las estrategias de comunicación, se hizo más evidente el compromiso del BCRD y las acciones prospectivas para mantener la inflación dentro del rango meta, lo que se tradujo en un mayor anclaje de las expectativas (Figura 9) formuladas en torno a dicha variable. En

este mismo orden, cabe destacar los efectos de las “sorpresas monetarias” en la entropía de las expectativas, que se hace evidente al comparar las Figuras 8 y 9, específicamente en el lapso 2014-2015, donde el desanclaje de las expectativas se puede atribuir al episodio referido en el año 2013, lo que requirió una gestión muy estricta (diferencial negativo en la Figura 8) en línea con el esquema adoptado para poder lograr una mayor credibilidad y, consecuentemente un anclaje de las expectativas inflacionarias (2016-2018). Para el año 2019, el valor positivo del diferencial en la Figura 9 durante el año 2018 se reflejó en un incremento significativo de la brecha entre la inflación y las expectativas, posicionándose estas últimas por encima de la inflación efectivamente observada para dicho periodo.

**Figura 9.** Nivel de anclaje de las expectativas inflacionarias.



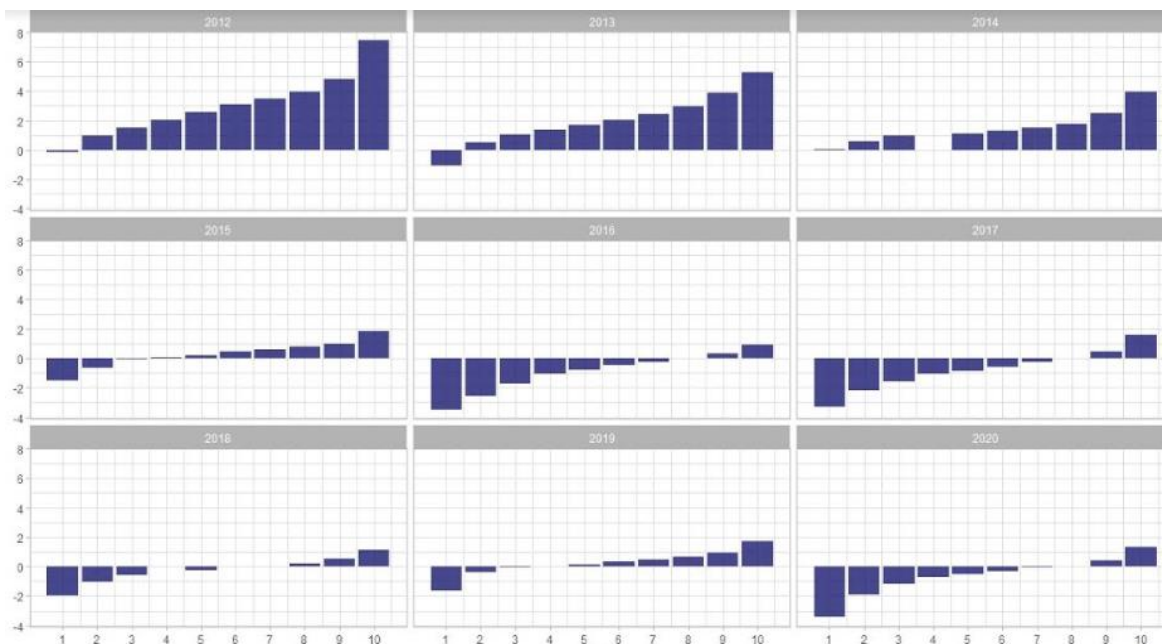
\*Fuente: Datos del BCRD.

A partir de marzo 2020, la brecha observada se atribuye a los estragos económicos causados por la pandemia del COVID-19, a nivel global y las medidas que las autoridades monetarias han debido acoger para atenuar el impacto de esta crisis, entre las cuales se destaca la liberación de recursos del encaje legal por un monto de hasta RD\$30,133.4 millones, con el propósito de estimular y salvaguardar la sostenibilidad de diferentes sectores productivos del país y de los hogares, propiciando el acceso a facilidades crediticias. Sin embargo, cabe destacar que, dado el grado de credibilidad alcanzado por las

autoridades monetarias, las expectativas formadas para el periodo referido se posicionan por debajo de la inflación observada.

La dinámica de esta evaluación del nivel de anclaje de las expectativas inflacionarias se puede extender para llevar a cabo un análisis en el cual se consideren los resultados de la encuestas de expectativas macroeconómicas, realizadas por parte del BCRD a diferentes representantes del sector público y privado, y analizando el comportamiento de dichas expectativas en una distribución por deciles, con el propósito de establecer, para cada año, el nivel de entropía, medida en función de la percepción formada por los agentes económicos considerados con relación a la meta de inflación establecida por el Banco Central para diferentes intervalos de tiempo (Figura 10).

**Figura 10.** Entropía de las expectativas inflacionarias por deciles.



*\*Fuente: Elaboración propia.*

Se muestra la desviación promedio de las expectativas con respecto a la meta, por deciles y para el periodo 2012-2020. Es evidente que la entropía, a nivel de cada decil, se ha minimizado en la medida en que ha madurado el régimen de metas de inflación y la credibilidad de los agentes económicos, principalmente en los percentiles de orden superior, donde se registraba una mayor desviación de las expectativas con respecto a la

meta de inflación, sobreestimándose la inflación esperada. Esta convergencia paulatina hacia los niveles del rango meta de la inflación han ido proporcionando un margen más amplio para la acomodación de choques y para la gestión de una política monetaria anti-cíclica.

Finalmente, al establecerse una correlación entre el indicador de sentimiento de los comunicados y la TPM, se observa que los episodios en los cuales se verifica una mayor coherencia entre ambas variables (Figura 2) se registra una disminución en el nivel de entropía tanto de las expectativas de inflación como de los valores esperados de la TPM, para el período subsiguiente. Estos factores corroboran el hecho de que el uso explícito de un sesgo del balance de riesgos y una comunicación prospectiva se vinculan a episodios en los cuales se ejerce una mejor transmisión de los cambios en la tasa de política monetaria sobre el proceso de formación de expectativas de los agentes económicos.

## **V. CONCLUSIONES**

La identificación de los principales focos de incertidumbre constituye el epicentro de las decisiones adoptadas por parte de las autoridades monetarias, ya que una vez que se establecen los mismos y sus potenciales efectos sobre la economía, se puede tener una perspectiva más clara y elaborada sobre el sesgo del balance de riesgos para las principales variables macroeconómicas. La revolución de la teoría económica a la luz del aprendizaje computacional abre nuevas oportunidades para dar respuesta a un mayor número de interrogantes, poniendo a disposición una cantidad ingente de información, a través de la cual se pueden optimizar los procesos de toma de decisiones por parte de los hacedores de política monetaria, perfilándose cada vez más como instrumentos con gran potencial para el análisis macroeconómico y financiero en tiempo real.

En esta investigación se llevan a cabo distintos ejercicios basados en herramientas de aprendizaje computacional, específicamente algoritmos de *text mining* y redes neuronales, siendo el objetivo primario evaluar el impacto de la incertidumbre y del balance de riesgos de la economía sobre el nivel de entropía o anclaje de las expectativas de los agentes económicos, las cuales fungen como uno de los principales mecanismos de transmisión de

la política monetaria orquestada por el banco central, poniéndose de manifiesto el alcance y la importancia de las estrategias de comunicación del Banco Central de la República Dominicana sobre el comportamiento de la economía.

Dado el carácter idiosincrático de la economía dominicana, en términos de su tamaño y grado de apertura, se considera relevante la evaluación de los choques externos como importantes focos de incertidumbre. En este sentido, en la primera etapa de esta investigación se construye un Indicador de Incertidumbre Económica Internacional (IIEI), empleando como insumos noticias procedentes de diferentes portales, el cual presenta ventajas con relación a otras métricas que persiguen el mismo objetivo (*e.g.* VIX, EMBI, GEPU), destacándose la desagregación en función de distintos bloques, de acuerdo a la naturaleza de las noticias captadas (*i.g.* mercados, negocios, geopolíticas, precios del petróleo). Los resultados evidencian una correlación de  $\rho = 0.63$  entre el IIEI y el EMBI, y  $\rho = 0.75$  con respecto al GEPU. Adicionalmente, en el marco de este primer ejercicio, se constata que tanto las expectativas de devaluación cambiaria como inflacionarias presentan una mayor elasticidad con respecto a la volatilidad de los precios del petróleo y a las tensiones geopolíticas a nivel internacional, mientras que las expectativas con relación a la dinámica económica muestran mayor sensibilidad al comportamiento del crecimiento de otras economías, especialmente de los principales socios comerciales.

En una segunda etapa, se plantea la necesidad de construir un indicador de sentimiento que permita extraer la tónica de los comunicados de política monetaria, considerando que, bajo un esquema de metas de inflación, la autoridad monetaria adopta un compromiso concreto que se transmite por medio de una estrategia de comunicación sólida y transparente. La credibilidad del banco central, desde la óptica de los agentes económicos, públicos y privados, es uno de los pilares en los cuales se sustenta el logro del objetivo final del banco central: la estabilidad del nivel de precios. En la medida en que esta entidad pueda generar mayor confianza en la población, se minimizan las distorsiones en el canal de las expectativas, que constituye uno de los principales mecanismos de transmisión de la política monetaria.

Al concatenar este indicador de sentimiento con la gestión de la política monetaria, medida en función de la tasa de política monetaria (TPM), se observa que, en términos generales, la gestión de los hacedores de política ha ido convergiendo paulatinamente a la tónica de los comunicados emitidos y, en algunos casos, dicha gestión ha sido más agresiva (*hawkish*) que el tono consignado en los mismos, siendo este un indicio de que ante choques de carácter externo o doméstico, existe una mayor propensión, por parte de los hacedores de política, a adoptar una instancia monetaria contractiva, con miras a garantizar la estabilidad de precios y mantenerse dentro del rango de la meta de inflación, así como también una preocupación por el hecho de que los desvíos del rango meta afecten la credibilidad del régimen de política monetaria.

Por otra parte, los resultados observados enfatizan el carácter prospectivo de las estrategias de comunicación del banco central, así como también el hecho de que el alineamiento de las comunicaciones con las decisiones de política permite minimizar las sorpresas monetarias, propiciando la creación de un “círculo virtuoso” en el cual la previsibilidad de la gestión monetaria, por parte de los agentes económicos, facilita el traspaso de las decisiones monetarias a los objetivos que se persiguen por medio de las mismas. En este mismo orden, se destaca que, bajo un esquema de metas de inflación, la clave para aplicar una respuesta de política anti-cíclica sostenida es disponer de una estrategia de comunicación sólida dirigida a anclar las expectativas de inflación.

Las simulaciones basadas en redes neuronales permiten obtener una métrica de inflación en función del sentimiento extraído de los comunicados del banco central y ponen de manifiesto el carácter prospectivo de los comunicados del banco central, desde la incursión en el régimen de metas de inflación, siendo importante acotar que, una vez identificados los principales focos de distorsión o incertidumbre económica en determinado periodo u horizonte temporal, una estrategia de “*forward guidance*”, que transmita un mensaje sobre las intenciones a futuro y acciones que serán adoptadas para atenuar los potenciales efectos de choques sobre el comportamiento de la economía, se traduce en un menor grado de entropía de las expectativas inflacionarias, la cual se ha ido minimizando en la medida en que ha madurado el régimen de metas de inflación y la credibilidad de los agentes económicos con respecto al mismo.

Esta investigación constituye un primer acercamiento, en el caso de la República Dominicana, al uso de herramientas de aprendizaje computacional para obtener evidencia empírica sobre el rol de las estrategias de comunicación del banco central sobre la entropía de las expectativas de los agentes económicos y la manera en que se afecta la gestión de la política monetaria, en función de las mismas, desde el nivel de previsibilidad de las acciones de los hacedores de política hasta la holgura para gestar una política monetaria contra-cíclica.

A partir de este enfoque, se pone de manifiesto la utilidad de las técnicas empleadas para continuar explorando otros tópicos vinculados al manejo de la política monetaria, en función del amplio espectro de información actualmente disponible, así como también de técnicas que permiten dar respuesta a diferentes preguntas de investigación. Las futuras extensiones de este trabajo estarían orientadas a llevar a cabo una evaluación multi-dimensional que incorpore la gestión de la política fiscal en el análisis, así como también otros indicadores pertenecientes al sector real de la economía.

## **REFERENCIAS**

Bachmann, R., Elstner, S., Sims, E. (2013). "Uncertainty and Economic Activity: Evidence from Business Survey Data," *American Economic Journal: Macroeconomics*, American Economic Association, vol. 5(2), pages 217-249, April.

Balta, N., Valdes, I., Ruscher, E. (2013). "Assessing the impact of uncertainty on consumption and investment," *Quarterly Report on the Euro Area (QREA)*, Directorate General Economic and Financial Affairs (DG ECFIN), European Commission, Vol. 12(2), pages 7-16, June.

Baker, S., Bloom, N., Davis, S. (2015). "Measuring Economic Policy Uncertainty." *Quarterly Journal of Economics*, Vol. 131(4), pp. 1593-1636.



Ballı, S. & Tarimer, I. (2013). "An Application of Artificial Neural Networks for Prediction and Comparison with Statistical Methods". ELEKTRONIKA IR ELEKTROTECHNIKA, ISSN 1392-1215, Vol. 19, No. 2, 2013.

Basihos, S. (2016), Nightlights as a Development Indicator: The Estimation of Gross Provincial Product (GPP) in Turkey, The Economic Policy Research Foundation of Turkey.

Benchimol, J., Kazinnikz, S., Saadonx, Y. (2020). "Communication and Transparency through Central Bank Texts". Federal Reserve Bank of Richmond, Working Paper (Work in Progress).

Bholat, D., Hansen, S., Santos, P. & Schonhardt-Bailey, C. (2015). "*Text mining for central banks*". Bank of England.

Bloom, N. (2009). "The Impact of Uncertainty Shocks," *Econometrica*, Econometric Society, vol. 77(3), pages 623-685, May.

Brimicombe, A. (2015). "Text Mining the Election Manifestos". British Society of Criminology Newsletter, No. 76, Summer 2015.

Carriere-Swallow, Y., & Pescaroti, A. (2018). "Credibilidad, Comunicación y prociclicidad de la política monetaria en América Latina. Perspectivas económicas: Las Américas" (Recuadro), Fondo Monetaria Internacional (FMI).

Castillo, S., Iglesias, J., Martínez, M., Ortiz, A., Rodrigo, T., Vegas, A. Varela, C. (2018). "European Central Bank's Monetary Policy Tone Index". BBVA Research, Economic Watch, Abril 2018.

Carney, M. (2013). Carney, M. 'Monetary Policy after the Fall'. Eric J. Hanson Memorial Lecture. University of Alberta.

Celli, F., Stepanov, E., Poesio, M., Riccardi, G. (2016). "Predicting Brexit: Classifying Agreement is Better than Sentiment and Pollsters". Paper presented at the Workshop on Computational Modeling of People's Opinions, Personality, and Emotions in Social Media (PEOPLES), Osaka, Japan.

Chen, K. (2016). "Interpreting the Fed'speak: Text Analysis on FOMC Statements." U.S. Economic Watch, 27 Sept. 2016, pp. 1-5.

Cybenko, G. (1989) "Approximations by superpositions of sigmoidal functions", *Mathematics of Control, Signals, and Systems*, 2 (4), 303-314.

Davis, S. (2016). "Using Text to Quantify Policy Uncertainty". Friedman Forum for Undergraduates, The University of Chicago Booth School of Business.

Duda, R., Hart, P. & Stork, D. (2000). "Pattern Classification". Wiley-Interscience; 2nd Edition.

European Central Bank (2016). "The impact of uncertainty on activity in the euro area". ECB Economic Bulletin, Issue 8-2016.

Gurney, K. (1997). "An introduction to neural networks". UCL Press Limited.

Haykin, S. (2008). "Neural Networks and Machine Learning". Third Edition. Pearson. Prentice Hall.

Hornik, K. (1991) "Approximation Capabilities of Multilayer Feedforward Networks", *Neural Networks*, 4(2), 251-257.

Kuan, C.-M. and T. Liu. 1995. "Forecasting Exchange Rates using Feedforward and Recurrent Neural Networks." *Journal of Applied Econometrics* 10 (4): 347-64.

Li, J., Xu, Z., Yu, L., Tang, L. (2016). "Oil Price Trends with Sentiment of Online News Articles". *Procedia Computer Science* 91 (2016) 1081 – 1087.

Medhat , W. , Hassan , A. , Korashy , H. (2014). "Sentiment analysis algorithms and applications: A survey". *Ain Shams Engineering Journal* (2014) 5, 1093-1113.

Nyman, R, Gregory, D, Kapadia, S, Ormerod, P, Tuckett, D., Smith, R. (2015). "News and narratives in financial systems: exploiting big data for systemic risk assessment". Bank of England, Working Paper No.704.

Hendry, S. & Madeley, A. (2010). "Text Mining and the Information Content of Bank of Canada Communications" Documento de Trabajo 2010-31.

Jalil, A. & Misas, M. (2007). "Evaluación de pronósticos del tipo de cambio utilizando redes neuronales y funciones de pérdida asimétricas". *Revista Colombiana de Estadística*, Volumen 30, Issue 1, pp. 143-161.

Taylor, J. (1982). "The Role of Expectations in the Choice of Monetary Policy." *Monetary Policy Issues in the 1980s, Economic Symposium Conference Proceedings August 9-10, 1982*, pp. 47-76. Kansas City: Federal Reserve Bank of Kansas City.

Tang, J. (2017). "FOMC Communication and Interest Rate Sensitivity to News". FRB of Boston Working Paper No. 17-12.

Tkacz,G. & Hu, S. (1999). "Forecasting GDP Growth Using Artificial Neural Networks". Working Paper 1999-3.

Timalsina, A.,Nandan, B., Everest, K., Sushant, K., Sneham, S. (2015). "Interest Rate Prediction using Sentiment Analysis of News Information". The Institute of Engineering, Nepal.

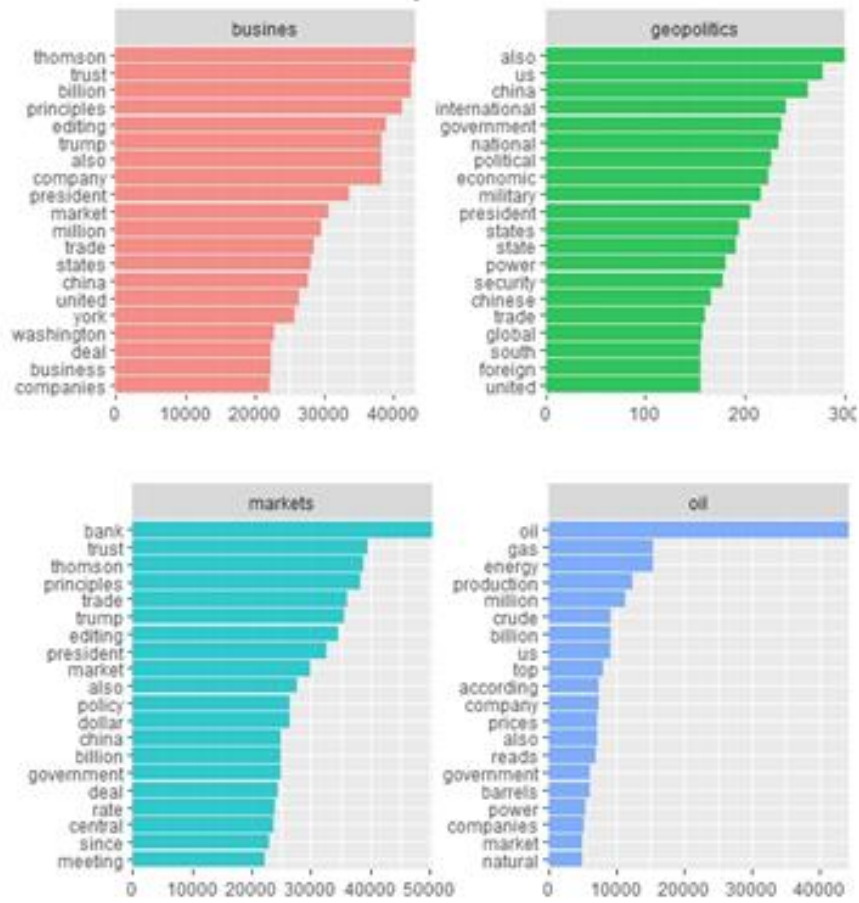
Tobback, E. & Naudts, H., Daelemans, W., Junqué de Fortuny, E., Martens, D. (2018). "Belgian economic policy uncertainty index: Improvement through text mining," *International Journal of Forecasting*, Elsevier, Vol. 34(2), pages 355-365.

Vegh, C., Morano, L, Friedheim, D.,Rojas, D. (2017). "Between a Rock and a Hard Place: The Monetary Policy Dilemma in Latin America and the Caribbean". LAC Semiannual Report. Banco Mundial, Washington, DC.

Weiss, S., Indurkha, N., Zhang, T., Damerau, F. (2005). "Text Mining: Predictive Methods for Analyzing Unstructured Information". 1er. Ed., Springer.

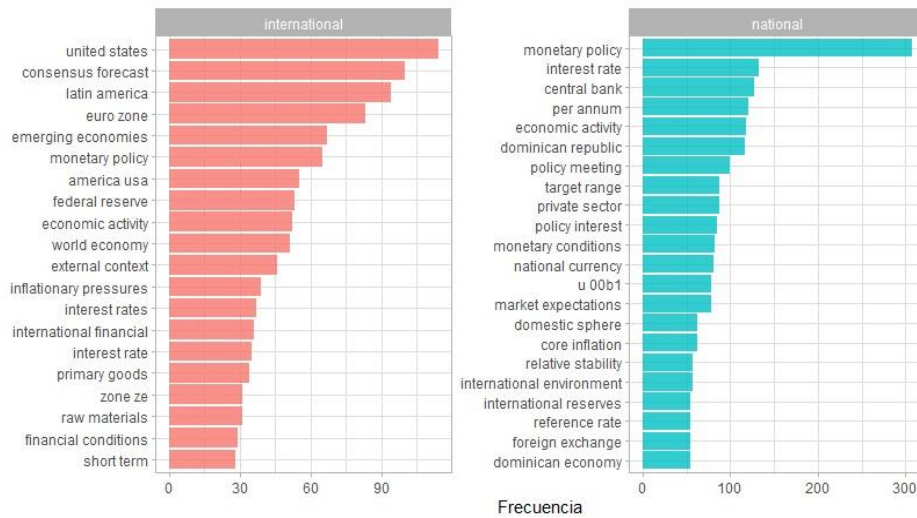
# ANEXO I

**Figura I-1.** Histogramas por bloques del IIEI.



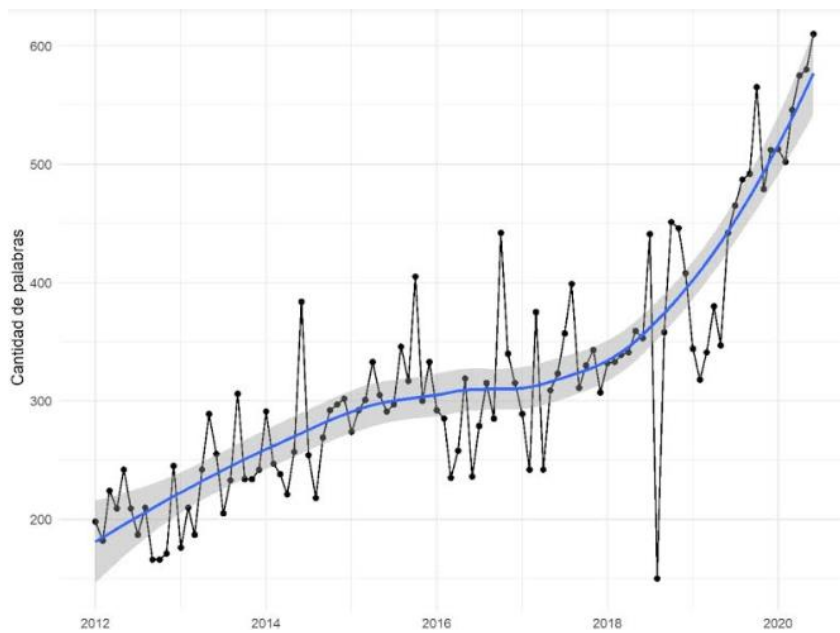
*\*Fuente: Elaboración propia.*

**Figura I-2.** Histograma (bigramas) del contexto internacional y doméstico de los comunicados del BCRD (enero 2012-julio 2020).



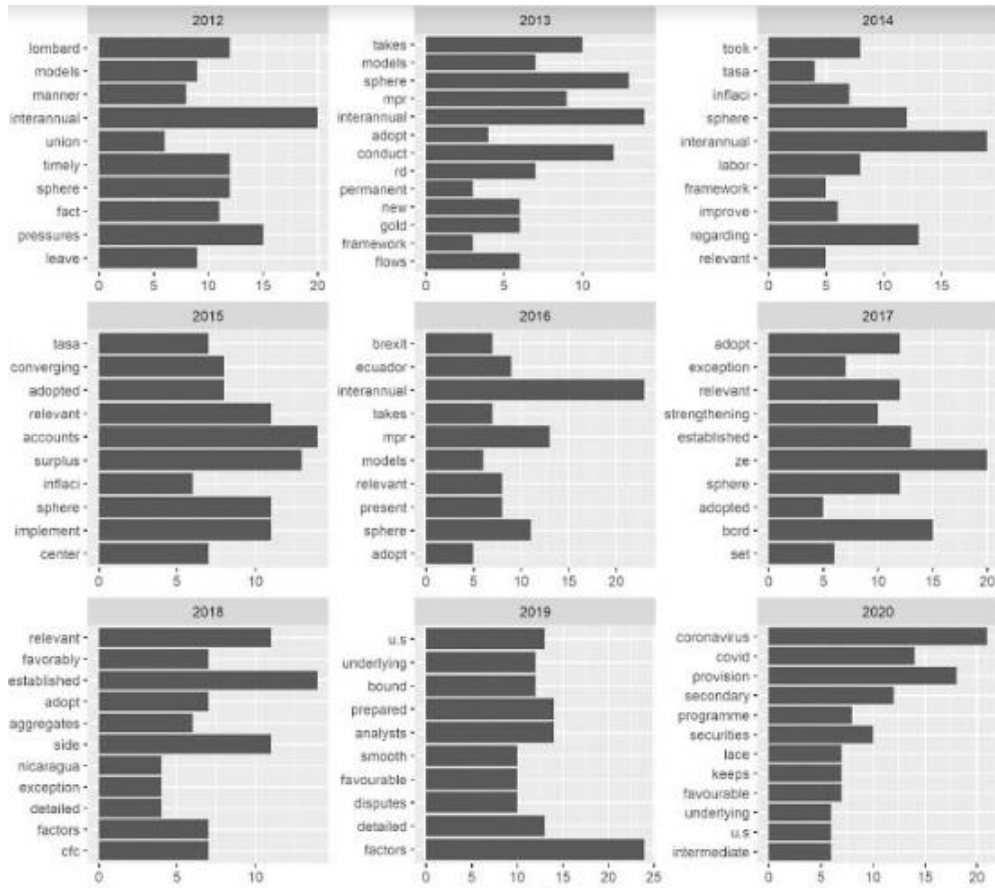
*\*Fuente: Elaboración Propia.*

**Figura I-3.** Conteo de palabras de los comunicados mensuales de política del BCRD.



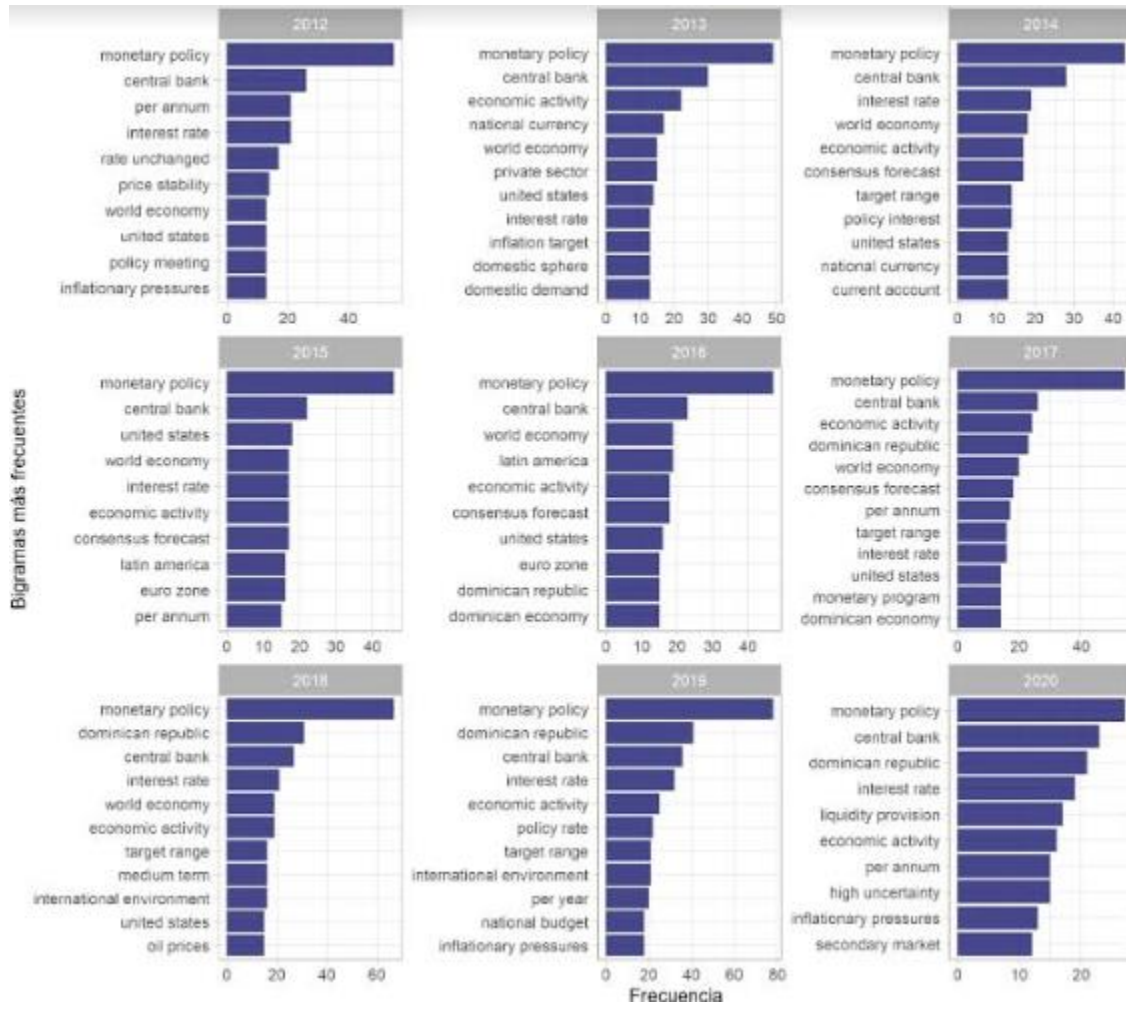
*\*Fuente: Elaboración propia.*

**Figura I-4.** Histograma (por año) de los comunicados de política del BCRD (enero 2012-julio 2020)



*\*Fuente: Elaboración propia.*

**Figura I-4.** Histograma de Bigramas en los comunicados del BCRD (enero 2012-julio 2020).



*\*Fuente: Elaboración propia.*