

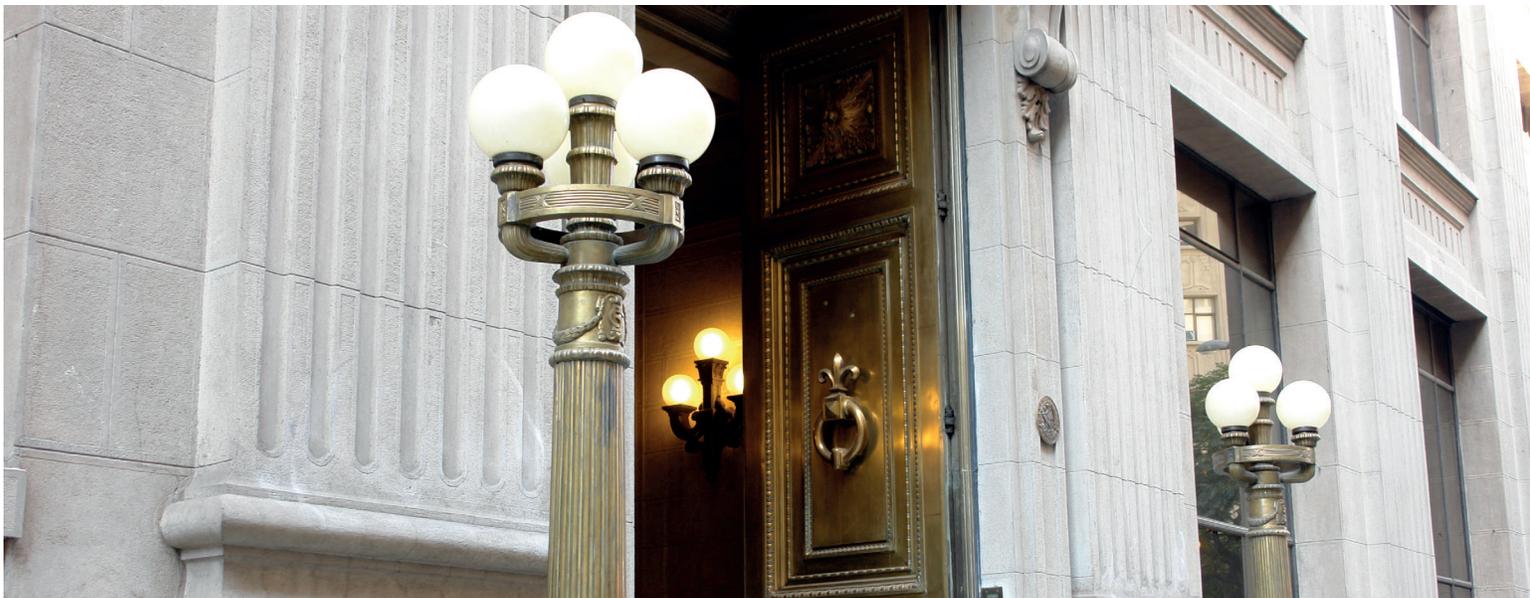
DOCUMENTOS DE TRABAJO

Análisis de Sentimiento Basado en el Informe de Percepciones de Negocios del Banco Central de Chile

María del Pilar Cruz
Hugo Peralta
Bruno Ávila

N° 862 Enero 2020

BANCO CENTRAL DE CHILE





BANCO CENTRAL DE CHILE

CENTRAL BANK OF CHILE

La serie Documentos de Trabajo es una publicación del Banco Central de Chile que divulga los trabajos de investigación económica realizados por profesionales de esta institución o encargados por ella a terceros. El objetivo de la serie es aportar al debate temas relevantes y presentar nuevos enfoques en el análisis de los mismos. La difusión de los Documentos de Trabajo sólo intenta facilitar el intercambio de ideas y dar a conocer investigaciones, con carácter preliminar, para su discusión y comentarios.

La publicación de los Documentos de Trabajo no está sujeta a la aprobación previa de los miembros del Consejo del Banco Central de Chile. Tanto el contenido de los Documentos de Trabajo como también los análisis y conclusiones que de ellos se deriven, son de exclusiva responsabilidad de su o sus autores y no reflejan necesariamente la opinión del Banco Central de Chile o de sus Consejeros.

The Working Papers series of the Central Bank of Chile disseminates economic research conducted by Central Bank staff or third parties under the sponsorship of the Bank. The purpose of the series is to contribute to the discussion of relevant issues and develop new analytical or empirical approaches in their analyses. The only aim of the Working Papers is to disseminate preliminary research for its discussion and comments.

Publication of Working Papers is not subject to previous approval by the members of the Board of the Central Bank. The views and conclusions presented in the papers are exclusively those of the author(s) and do not necessarily reflect the position of the Central Bank of Chile or of the Board members.

Documentos de Trabajo del Banco Central de Chile
Working Papers of the Central Bank of Chile
Agustinas 1180, Santiago, Chile
Teléfono: (56-2) 3882475; Fax: (56-2) 3882231

Análisis de Sentimiento Basado en el Informe de Percepciones de Negocios del Banco Central de Chile*

María del Pilar Cruz
Banco Central de
Chile

Hugo Peralta
Banco Central
de Chile

Bruno Ávila
Banco Central de
Chile

Abstract

Using the texts of the Business Perceptions Report published quarterly by the Central Bank of Chile, we construct a numerical index that reflects the emotional feeling or tone contained in the documents. For the construction of the index, we use the Sentiment Analysis (SA) or opinion mining methodology to extract the sentiment orientation of the documents, taking into account the positive or negative contextual polarity of their language. The results show that the IPN index has a high and significant correlation with various indices referring to business confidence and economic expectations in the medium term. The correlation with quantitative indicators of activity such as GDP growth, consumption or investment, is lower but still significant. The main contribution of this work is the formulation of a dictionary in Spanish language for SA and the generation of a numerical index through the application of the Sentiment Analysis methodology.

Resumen

Utilizando los textos del Informe de Percepciones de Negocios que publica trimestralmente el Banco Central de Chile, este trabajo presenta la construcción de una serie numérica que refleja el sentimiento o tono emocional de esos informes. Para la construcción del índice se utiliza una metodología de text mining denominada Análisis de Sentimiento (AS), que extrae la orientación de sentimiento de los documentos, atendiendo a la polaridad contextual positiva o negativa de su lenguaje. Los resultados muestran que el índice IPN presenta una alta y significativa correlación con diversos índices referidos a confianza empresarial y expectativas económicas en el mediano plazo. Su correlación con indicadores cuantitativos de actividad tales como crecimiento del PIB, consumo o inversión, es inferior, aunque también significativa. El principal aporte de este trabajo es la formulación de un diccionario en lenguaje español para el AS y la generación de un índice numérico mediante la aplicación de la metodología de AS.

*Agradecemos los valiosos comentarios y sugerencias de un árbitro anónimo de la serie de Documentos de Trabajo del Banco Central de Chile, así como también aquellas realizadas por los participantes del Seminario de Estadísticas del Banco Central de Chile: "Machine Learning and Big Data: Aplicaciones en el Banco Central de Chile" realizado el 18 de diciembre de 2019. También agradecemos a Carlos Medel por sus valiosos aportes y a Consuelo Edwards por los servicios de edición. Las opiniones y conclusiones expresadas en este documento son de exclusiva responsabilidad de sus autores y no representan la visión del Banco Central de Chile.

1. INTRODUCCIÓN

El *text mining* o metodología de procesamiento natural del lenguaje (NLP²) es un abanico de herramientas computacionales que permiten a una máquina leer textos escritos por humanos. Es equivalente a la lectura tradicional de un individuo en el sentido de que extrae los mensajes contenidos en los documentos, pero se diferencia fundamentalmente por la velocidad a la que puede hacerlo y por el grado de complejidad de los mensajes capturados. Al hacer uso de algoritmos, el *text mining* puede extraer mensajes que pasan inadvertidos a la comprensión humana y que por ello son una fuente de nuevo conocimiento.

El propósito del presente trabajo es aplicar las técnicas de *text mining* al Informe de Percepciones de Negocios (IPN) (Banco Central de Chile, 2013-2019) y demostrar la efectividad de estas herramientas en el análisis económico y en la medición y graduación de textos y comunicados que emita el Banco. Se logra elaborar un diccionario en español, una serie numérica para los IPN emitidos hasta 2019, y una inferencia de los tópicos más mencionados en los documentos y su trayectoria en el tiempo.

La utilización del vocablo “sentimiento” para referirse a esta tipología de clasificación de textos apareció por primera vez en 2001 para efectos de analizar el comportamiento de los mercados (Das & Chen, 2007) y posteriormente en 2002 fue acuñado el término Análisis de Sentimiento (Turney, 2002) para clasificar textos según polaridad y cuantificarlos mediante el uso de una fórmula algebraica (Hernandez Petlachi & Li, 2014).

Aunque el uso de esta tecnología se ha expandido principalmente en el campo del marketing y la ciencia política, puede ser muy valiosa también en la investigación que realizan los bancos centrales, porque hace posible el uso de enormes fuentes de datos, tales como informes económicos, de inteligencia de mercado y de información de redes, para evaluar la política monetaria y la estabilidad financiera.

El IPN comenzó a publicarse a comienzos de 2013 con el propósito de apoyar las decisiones de Política Monetaria, sumándose a la práctica de importantes bancos centrales del mundo, tales como Estados Unidos, Canadá, Inglaterra, Australia, México, Suecia y Noruega. Su objetivo es mostrar la percepción que las empresas tienen de sus negocios, de su sector de actividad y del país y las expectativas de crecimiento, de inversiones y creación de empleo. Su metodología se basa en entrevistas realizadas por economistas del Banco Central de Chile a ejecutivos de alrededor de 200 empresas, con resguardo de confidencialidad. Su publicación es trimestral en los meses de febrero, mayo, agosto y noviembre.

Por lo vasto que es el campo del procesamiento natural del lenguaje, se hace presente que este documento se concentra en el uso de sólo dos métodos de amplia divulgación: el Análisis de Sentimiento y el Modelamiento de Tópicos. Ambos tienen un carácter complementario entre sí, aunque utilizan una lógica epistemológica diferente.

² Por su sigla en inglés: Natural Language Processing.

Por una parte, la metodología de Análisis de Sentimiento (AS), permite transformar los textos en índices cuantitativos según la polaridad de sus palabras. Este método es esencialmente deductivo, ya que hace uso de un diccionario etiquetado predefinido, asumiendo que será relevante para la lectura de toda la serie de IPN en el tiempo. La gran fortaleza de esta aproximación es su simplicidad y su potencial de ser escalada a grandes volúmenes de texto, y su mayor debilidad es que está basado en un diccionario delimitado en términos y que descansa en el juicio semántico de los investigadores.

Por otra parte, la metodología de Modelamiento de Tópicos permite la extracción de características semánticas desde los textos del IPN, con lo cual se logran inferir los temas más mencionados y su evolución en el tiempo. Este método es abductivo, ya que infiere patrones temáticos en un texto específico, sin afirmar que éstos se aplican a otros documentos (Bholat, Hansen, & Santos, 2015). La fortaleza de esta aproximación es que analiza integralmente todas las frases y oraciones sin excepciones, generando un resultado que es independiente del juicio del lector y es inherente al documento. Su desventaja, sin embargo, es la mayor complejidad de su aplicación y programación.

Ambas técnicas replican las metodologías que ya han sido utilizadas en otros bancos centrales e instituciones financieras del mundo y que son potencialmente factibles de aplicar también a otros informes del Banco Central de Chile, tales como el Informe de Política Monetaria (IPoM), el Informe de Estabilidad Financiera (IEF) o las Minutas de las Reuniones de Política Monetaria.

El principal aporte de este trabajo es la formulación de un diccionario en lenguaje español y la generación de un índice numérico mediante la aplicación de la metodología de Análisis de Sentimiento.

Este documento se ordena de la siguiente forma. La sección 2 presenta resumidamente la experiencia internacional en el Análisis de Sentimiento, la sección 3 presenta una reseña de los métodos más comúnmente utilizados para el AS, la sección 4 contiene la metodología de construcción del índice de sentimiento IS-IPN, la sección 5 presenta el contenido de información del IS-IPN, y el capítulo 6 muestra la generación de otros indicadores derivados del IPN. Al final se presentan las principales conclusiones.

2. EXPERIENCIA INTERNACIONAL EN ANÁLISIS DE SENTIMIENTO

Luego de la gran crisis global, uno de los aspectos que han ganado relevancia en los bancos centrales es medir la incertidumbre, el riesgo y la estabilidad de los sistemas financieros, en un contexto de economías cada vez más complejas y cambiantes, exacerbadas por las masivas interacciones sociales y las fuerzas disruptivas de la tecnología (Bo & Lee, 2008) (Nopp & Handbury, 2015).

Diversos bancos centrales en la actualidad miden y publican índices de estrés financiero que contienen abundante información de mercado, tales como tasas de interés de distintos tipos y plazos, precios de activos financieros, márgenes, bolsas de valores y paridades cambiarias, entre

otros³. La premisa es que, cuando la incertidumbre está bien medida, aumenta la eficacia de los bancos centrales para manejar las expectativas mediante la comunicación de su política monetaria.

El *text mining* ha abierto la posibilidad de mejorar estos indicadores, incorporando nuevas medidas relacionadas con los cambios emocionales de personas y empresas, campo en el que ha habido una vasta investigación (Baker & Jeffrey, 2007). La contribución de la minería de texto en la banca central, sin embargo, excede en mucho a lo que puede ser un valioso mejoramiento de indicadores. Puede ayudar a medir los mensajes contenidos en las minutas de los bancos centrales y en los informes de política monetaria y si esa comunicación es coherente con la realidad del mercado. También puede entregar información acerca de cómo la transparencia de los bancos centrales afecta o determina los patrones de comunicación de la política monetaria.

Mediante el uso del *text mining*, un estudio realizado para la Fed (Hansen, McMahon, & Prat, 2017), pudo responder la pregunta acerca de cómo la mayor comunicación externa de las reuniones de la Federal Open Market Committee (FOMC) afectó las deliberaciones internas. Esta pregunta se realizó en el contexto de bancos centrales que han tendido a adoptar mayores procedimientos de transparencia, y la interrogante acerca de si ello siempre reporta beneficios. Los resultados de esta investigación mostraron que la transparencia fue causante de modificar los mensajes oficiales de una manera notoria, pero no significó necesariamente que la formulación de políticas hubiera mejorado como resultado de la transparencia.

Un estudio realizado por Álvaro Ortiz y Tomasa Rodrigo (2017) referido al Banco Central de Turquía muestra que las minutas de política monetaria reflejan un importante cambio en los tópicos en discusión, consecuentemente con la transformación económica del país en el período de análisis (2006-2017). Se señala que las tradicionales discusiones de inflación fueron reemplazadas por tópicos de coyuntura económica y de la volatilidad de los flujos de capitales durante la crisis. También se identifica una mayor complejidad en la estrategia de política monetaria, en la medida en que se incrementa la volatilidad de los flujos de capitales y el estándar de la política monetaria debe ser complementado con medidas macroprudenciales y de liquidez para enfrentar simultáneamente la inflación y la estabilidad financiera.

El estudio de la Reserva Federal de EE.UU., (Correa, Garud, Londono, & Mislant, 2017) realiza un extenso Análisis de Sentimiento en los informes de estabilidad financiera de 35 bancos centrales del mundo entre 2005 y 2015, generando un Índice de Sentimiento de Estabilidad Financiera (FSS) para cada uno de ellos. Entre muchos otros aspectos, la investigación analiza la forma en que se incorporó la información financiera en los reportes de estabilidad financiera y testea si la comunicación de los bancos centrales tiene el poder de predecir los movimientos del ciclo financiero y el desarrollo de la gran crisis global. Uno de los hallazgos da cuenta de que las características del ciclo financiero y el sentimiento respecto de la estabilidad financiera se influyen estrechamente uno a otro. También muestra que el poder predictivo de crisis financieras del FSS era levemente superior al de otros dos índices comúnmente utilizados, como la brecha crédito a PIB y la razón servicio de deuda

³ Como es el caso de St. Louis Fed. y de Cleveland Fed., Kansas Fed. Fuente: Measuring Financial Markets Stress, Kevin L. Kliesen, Douglas C. Smith, St Louis Fed, 2010.

sobre PIB. También calcula índices específicos para determinados tópicos, como banca, valorización de activos, mercado inmobiliario, sector corporativo y sector externo, entre otros, y halla que la preocupación por el sector bancario era el determinante principal del índice FSS a nivel de país.

El FMI también ha utilizado estas herramientas sobre los textos en los comunicados y minutas de política monetaria, generando comparaciones internacionales en relación a su efecto sobre la credibilidad y la previsibilidad de los bancos centrales (FMI, 2018). También ha sido aplicado en las minutas de la FOMC para medir el grado en que ellas proveen información sobre las condiciones actuales de la economía, como una guía para el futuro y también para medir su efecto sobre las variables de la actividad real (Steckler & Symington, 2015).

Un reciente estudio (BBVA, 2018), que abarca el período 1996-2018, muestra una correlación positiva entre las tasas de interés de la Fed y el tono *hawkish* o *dovish* de las minutas de política monetaria. Mediante la creación de un índice, se muestra que la tasa *fed funds rate* ha tendido al alza cuando los comunicados se han tornado más *hawkish*, y viceversa. Muestran también que en el período 2009-2015 los tonos de las minutas se fueron tornando cada vez más *hawkish*, pese a que las tasas de interés permanecieron sin cambios.

Finalmente, un estudio de University College (Nyman, Ormerod, & Tuckett, 2015), midió también con instrumental de *text mining* el estado de ansiedad o entusiasmo de los individuos, considerando el potencial impacto que tiene este tipo de sentimiento en los precios de los activos. El indicador de confianza fue construido con la lectura de tres informes financieros diferentes⁴, contando las palabras que reflejan entusiasmo, menos las que reflejan ansiedad. Cuando el indicador es positivo se estaría frente a un mercado "*bullish*" y si es negativo, "*bearish*". Este estudio parte de la premisa de que los individuos toman posiciones en los mercados financieros una vez que han creado una narrativa personal acerca del posible resultado de sus posiciones. Se indica además que esta narrativa no se construye en forma solitaria, sino que se fragua a través de interacciones con otros individuos, de modo que finalmente se diseminan, afectando los mercados financieros.

En definitiva, esta recopilación de experiencia internacional da cuenta de la importancia que ha ido ganando el uso de técnicas de minería de datos en la elaboración de indicadores, en la comprensión acerca de cómo perciben los agentes económicos los mensajes contenidos en las minutas de política monetaria y el grado de transparencia de éstos.

3. MÉTODOS COMÚNMENTE UTILIZADOS PARA EL ANÁLISIS DE SENTIMIENTO

El método de *text mining* denominado Análisis de Sentimiento se basa en la clasificación de palabras dentro de los textos escritos en categorías como "positivo", "negativo", "alcista" o "declinante", las que pueden ser graduadas a través de intensificadores. El objetivo del AS es básicamente identificar

⁴ Bank's Daily Market Commentary, Broker Research Reports, Reuters News Archive.

el sentimiento contenido en un texto mediante el recuento o sumatoria de todas las palabras según su polaridad e intensidad.

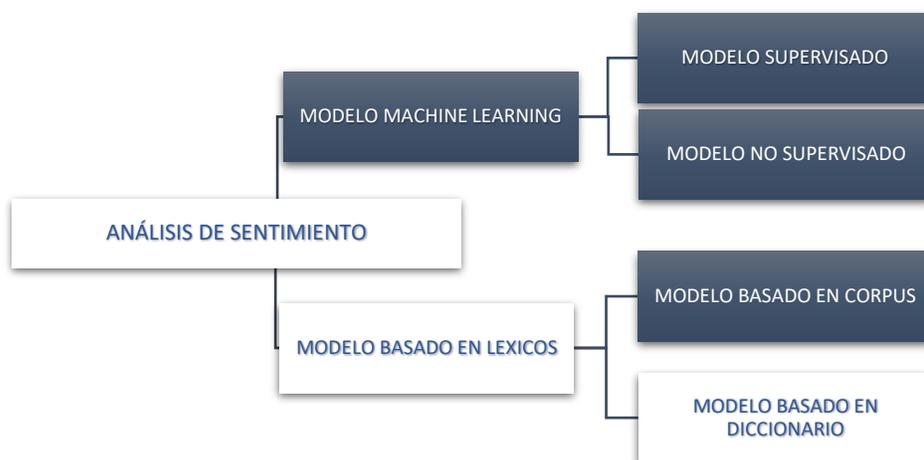
El AS se realiza básicamente a través de dos aproximaciones, de *Machine Learning* (aprendizaje automático) o basado en Léxicos (Medhat, Hassan, & Korashy, 2014).

1. El método de *Machine Learning* abarca una amplia gama de modelos estadísticos que son capaces de aprender de las bases de datos con que son alimentados. La mayoría de las veces estos modelos corresponden a tipos supervisados⁵, los que reconocen patrones comunes en los textos que no son evidentes bajo las lecturas convencionales de los individuos.
2. El Análisis de Sentimiento basado en léxicos se diferencia del modelo de *Machine Learning* en que no tiene la capacidad de aprender de los datos con los que se los alimenta: ellos pueden ser de dos tipos:
 - Basado en corpus: esta metodología se aplica sobre grandes volúmenes de textos, como los que existen en redes sociales. Este tipo de herramientas permite analizar en detalle las opiniones de los usuarios, hacer reconocimiento de conceptos y extraer las valoraciones de sentimiento haciendo uso de un corpus con documentos completos valorizados manualmente.
 - Basado en diccionarios: esta metodología hace uso de un diccionario que contiene un conjunto de palabras previamente clasificadas según la polaridad de su sentimiento. La efectividad de esta metodología depende en gran medida del grado de coincidencia entre el diccionario y el texto a codificar y la correcta interpretación de la polaridad de las palabras etiquetadas.

Ilustración 1

METODOLOGÍA DE ANÁLISIS DE SENTIMIENTO

(las casillas de fondo blanco indican la ruta de análisis realizado en esta investigación)



⁵Los métodos de *Machine Learning* pueden ser del tipo supervisado o no supervisado. Los primeros corresponden a aquellos en que la primera serie de datos con los que son alimentados está previamente clasificada y las series posteriores son etiquetadas automáticamente por el modelo. Los métodos no supervisados, en tanto, se alimentan completamente de datos no clasificados y el modelo determina los patrones de etiquetas.

Existen varios tipos de diccionarios de acceso público para propósitos de estudios e investigaciones, tales como Harvard IV, Loughran y McDonald (2011), todos los cuales incluyen asignaciones de puntajes en las palabras indicativas de la polaridad del sentimiento que las define. La creación de un diccionario de dominio específico al propósito de la investigación es a menudo una buena opción, pero puede ser muy intensiva en tiempo.

El nivel de complejidad que pueden tener los diccionarios está relacionado con la forma con la que se abordan algunas limitaciones de esta metodología. Por ejemplo, la capacidad de detectar oraciones que en su conjunto revelan un sentimiento negativo, pero que no contienen léxicos clasificados negativamente. De modo similar, detectar oraciones que contienen palabras con significados negativos, pero que, leídas en su contexto, son de tono neutral.

También pueden tratar el modelamiento de los vocablos que denotan negación, tales como “no” o “nunca”. Por ejemplo, la lectura de la oración *“los entrevistados señalan que no esperan una recesión durante los próximos dos años”*, será codificado de forma negativa, si el diccionario contiene la palabra recesión clasificada como negativa y no modela los vocablos negativos. En este caso la codificación será errónea, puesto que el sentido de la oración es claramente positivo y no negativo.

4. METODOLOGÍA DEL ÍNDICE DE SENTIMIENTO DEL IPN (IS-IPN)

4.1 PREPARACIÓN DE LOS DATOS

La construcción del Índice de Sentimiento referido al IPN se basó en la lectura y procesamiento de 25 informes emitidos por el Banco Central de Chile desde mayo de 2013 hasta agosto de 2019, utilizando el modelo basado en diccionario.

La metodología siguió las siguientes etapas secuenciales:

1. Generación de las bases de datos: Se automatizó la transformación de los IPN en formato Word y se dejaron aptos para ser leídos en una estructura normalizada. En esta fase se aplicaron las siguientes técnicas:
 - Se identificaron en el texto y clasificaron las categorías de palabras que constituían verbos, adjetivos y sustantivos, conforme a sus propiedades gramaticales (*Part of Speech* en inglés).
 - Se separaron las palabras en unidades legibles por el programa, técnica denominada “tokenización”. A partir de esto, se identificaron bigramas y trigramas, que son conceptos representados por más de una palabra, como puede ser “mercado-laboral”, “Banco-Central-Chile” o “Servicio-Impuestos-Internos”, y que tienen por propósito preservar su sentido, que se perdería al considerar cada palabra por separado.
 - Se removieron los “stopwords”, técnica que consiste en sacar del texto palabras que semánticamente son de bajo aporte al discurso como, por ejemplo, algunas proposiciones como “de”, “a”, algunas conjunciones como “y”, “o”, algunos verbos, como “estar”, “haber”,

“ser” y pronombres como “él”, “tú”. También se eliminaron algunos términos como “entrevistados”, “empresas”, “consultados”, que en el IPN tampoco aportan información contextual.

2. Creación del diccionario (apéndice 1): se seleccionó un conjunto específico de palabras para el dominio del Informe de Percepciones de Negocios, el que se utilizó para el cálculo del Índice de Sentimiento del IPN (IS-IPN).

Antes de proceder a la creación de un diccionario a la medida, se intentó utilizar alguno de los diccionarios de acceso público, aun cuando estuviera expresado en inglés⁶, con el fin de evitar incurrir en los costos en tiempo que significa crear un diccionario específico. Sin embargo, los resultados obtenidos no fueron exitosos debido a que las palabras en su versión traducida al español no eran las de uso común en el IPN. Esta limitación significó que el cruce de palabras entre el diccionario y el texto tuvo una baja tasa de coincidencias, por lo que finalmente se optó por construir un diccionario a la medida.

3. Categorización de textos: finalmente para los textos del IPN se crearon dos categorizaciones, la primera, según sección geográfica y la segunda, por tópicos.
 - Creación de Índices de Sentimiento IS-IPN por regiones: se dividió el contenido de los IPN según los títulos “”, “Zona Norte”, “Zona Centro” y “Zona Sur” y “Resumen”, lo que permitió formular el índice IS-IPN global y según macrozonas.
 - Modelamiento de tópicos mediante métodos de *machine learning*: se dividió el IPN en tópicos, atendiendo al contenido analítico de sus párrafos. Esta técnica permite identificar diferentes conjuntos de palabras y asociarlas a un tema específico, como puede ser “mercado laboral”, “condiciones financieras” o “inversiones”. Asigna también un puntaje a dichos tópicos, determinando aquéllos que son dominantes a lo largo del texto. En la sección 6 se detalla esta metodología.

4.2 CREACIÓN DEL DICCIONARIO

La metodología de diccionario se basó en asignar una puntuación específica a un grupo de palabras previamente seleccionadas según la polaridad de los textos, asignándose un puntaje positivo (+1), negativo (-1) o neutro (0), según la dirección de sentimiento percibida.

Las etapas de la construcción del diccionario fueron las siguientes:

1. **Clasificación de las palabras de la base de datos del IPN:** se identificaron particularmente los verbos y adjetivos, ya que se consideró que este tipo de vocablos son los que transmiten la polaridad de la oración y posibilitan el Análisis de Sentimiento. Así, de un total de 108 mil

⁶ La mayoría de los diccionarios públicos están en inglés y su uso en *text mining* en otro idioma requiere de traducción.

palabras contenidas en un total de 22 IPN⁷ disponibles al momento de la generación del diccionario, se clasificaron 2.231 entre adjetivos y verbos únicos.

Esta primera clasificación de palabras se efectuó utilizando el modelo *Stanford for POS Tagger*, elaborado por la Universidad de Stanford, que asigna en forma automática una categorización a cada palabra.

2. **Agrupación de palabras:** para simplificar la puntuación manual a esta selección de verbos y adjetivos, se utilizaron algunas técnicas específicas para reducir el conjunto de vocablos por valorizar.

Para los verbos se utilizó una técnica de NLP denominada lematización⁸ (lemmatizing), mediante la cual todas las conjugaciones verbales se transformaron a su forma infinitiva, lo que permitió reducir el número de verbos diferentes. Por ejemplo, las conjugaciones de “crecer”, tales como “creciendo”, “creció”, “crecerá”, se llevaron a su infinitivo, reduciendo esa familia de palabras.

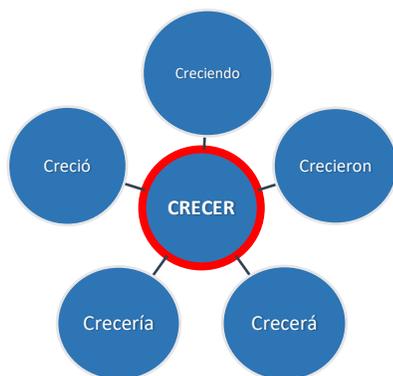
Para los adjetivos se utilizó una técnica denominada estemización (stemming), mediante la cual se eliminaron los sufijos, y se conservó una raíz en común.

Este grupo de palabras lematizadas y estemizadas totalizó 678 palabras únicas.

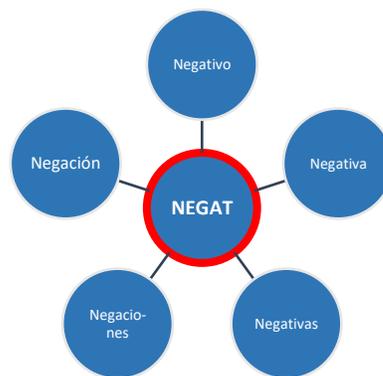
Ilustración 2

DIAGRAMA DE LEMATIZACIÓN Y ESTEMIZACIÓN

LEMATIZACIÓN DE VERBOS



ESTEMIZACIÓN DE ADJETIVOS



⁷ Sin perjuicio de que el índice IS-IPN incluye informes emitidos con posterioridad a la fecha en que se definió el diccionario.

⁸ Utilizando la librería NLTK de Python y el Modelo Snowball Stemmer.

3. **Asignación de puntajes:** la asignación de puntajes se realizó sobre el grupo de 678 palabras filtradas por la Estemización y la Lematización. Según la Ilustración 3, la puntuación se realizó sólo sobre las palabras “crecer” y “negat”.

En la primera etapa de este proceso, la asignación de los puntajes fue realizada en forma simultánea e independiente por cada uno de los integrantes del equipo de trabajo. Los puntajes asignados fueron +1, -1, o 0, a cada palabra según la subjetividad personal.

En una segunda etapa fueron contrastadas estas distintas puntuaciones asignadas por los integrantes del equipo y se procedió a reevaluar aquellas palabras en las que hubo diferencias. Donde se produjo coincidencia de 100 por ciento, se mantuvo la puntuación original.

En una tercera etapa, con el total de 678 palabras puntuadas, se procedió a asignar esos mismos valores al conjunto de palabras extraídas en su forma original. Según las Ilustración 3, la puntuación asignada a “crecer” fue extendida a “crecería”, “creciendo”, “crecerá”, etc. Este grupo de vocablos valuados, que totaliza 2.231 palabras, es el que conforma el diccionario para el Análisis de Sentimiento.

Ilustración 3

ESQUEMA DE ASIGNACIÓN DE PUNTAJES A PALABRAS DEL DICCIONARIO

Puntuación Palabras	Diccionario valuado	Etiquetas	Palabras Lematizadas Estemizadas	Total palabras Diccionario
Crecer, +1	Crecimiento, +1	-1	57	181
	Crecieron, +1			
	Crecearía, +1			
	Creció, +1			
Negat, -1	Negación, -1	+1	29	141
	Negativo, -1			
	Negativa, -1			
	Negaciones, -1			
		Total	678	2231

4.3 TÉCNICA PARA EL MANEJO DE NEGACIONES

El uso del diccionario como herramienta única para interpretar los textos e indicar la dirección del sentimiento resulta insuficiente cuando no logra captar negaciones tales como “no” o “ningún”. El alcance positivo de palabras como “crecimiento” o “expansión” tienen un sentido opuesto cuando son utilizadas con una negación.

El tratamiento de la negación es un proceso que no sólo requiere identificar el vocablo que representa una negación, sino también el ámbito del texto que se ve afectado por ella. En el AS del IPN, la técnica aplicada para manejar las negaciones está basada en la herramienta “Semantic

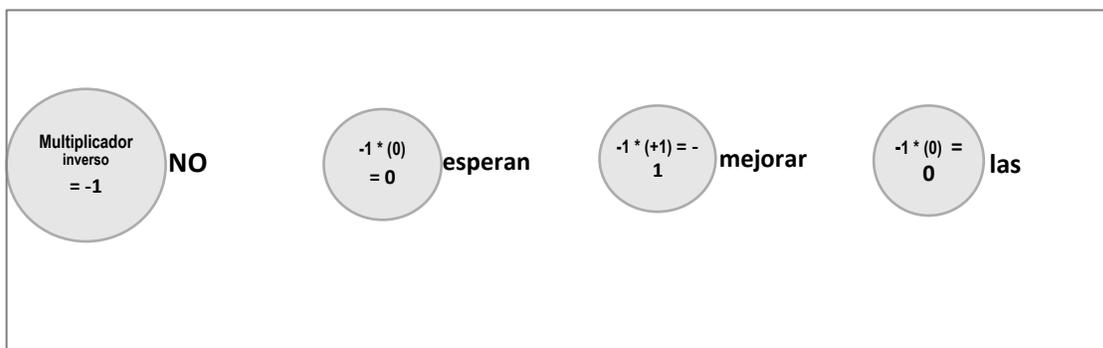
Orientation Calculator” (SOCAL) (Correa, Garud, Londono, & Misláng, 2017). Al encontrar una palabra negativa en el texto, el método invierte el sentido de las palabras del diccionario que le siguen, asignándole el signo opuesto. El modelamiento utilizado en este informe fue identificar las negaciones específicas: “no”, “ningún”, “ninguna”, ninguno” y “nunca”.

Se asigna un puntaje de 1 cuando una negación es seguida de un vocablo con puntuación negativa según el diccionario, y -1 cuando una negación es seguida de un vocablo con puntuación positiva. La ventana de palabras afectadas por vocablos de negación antepuestos se definió en tres, como se muestra en la ilustración 4.

Ilustración 4

CALIBRACIÓN DE NEGACIONES

“Los entrevistados mencionan que no esperan mejorar las ventas en próximo trimestre.”



4.4 UTILIZACIÓN DEL DICCIONARIO EN EL CÁLCULO DEL ÍNDICE DE SENTIMIENTO DEL IPN

Luego de generado el diccionario de palabras con sus respectivas puntuaciones, se creó el Índice de Sentimiento del IPN (IS-IPN). Para cada uno de los 25 informes se calculó un valor específico, que dio origen a la serie de tiempo. La fórmula de cálculo de cada uno de los valores de la serie se realizó utilizando la siguiente formula:

$$IS - IPN = \frac{N^{\circ} \text{ palabras positivas} - N^{\circ} \text{ palabras negativas}}{N^{\circ} \text{ de palabras positivas} + N^{\circ} \text{ palabras negativas}}$$

El número de palabras negativas y positivas se obtuvo al confrontar el diccionario con el IPN. La formulación del indicador establece una resta entre los vocablos con puntuación positiva y negativa. El indicador toma un valor mayor que cero cuando las palabras positivas son mayores que las negativas y viceversa. Por construcción, puede fluctuar entre un mínimo de -1 y un máximo de +1, y un valor de 0 indica neutralidad. Un crecimiento del indicador IS-IPN significa un mayor

Por este motivo, al transformar el IPN en un índice cuantitativo, se abre la posibilidad por primera vez de indagar acerca de la forma en que se correlaciona con otros índices de confianza o expectativas y también con indicadores duros de actividad de la economía. Los hallazgos corroboraron que el contenido del Informe de Percepciones de Negocios está referido fundamentalmente a percepciones empresariales, tanto en una dimensión global como para la misma empresa, al presentar correlaciones muy altas con diversos indicadores que miden expectativas empresariales.

5.1 RESULTADOS DEL IS-IPN AGREGADO

La medición de correlaciones se realizó con un conjunto amplio de indicadores, que abarcan diversos índices de confianza empresarial tales como el IMCE¹⁰ y sus diferentes subíndices y agrupaciones sectoriales, el ICE¹¹ y sus agrupaciones sectoriales, hasta diversos registros de actividad, tales como crecimiento del Imacec, formación bruta de capital, y consumo. Este barrido de indicadores permitió identificar aquéllos con los que el IS-IPN está más fuertemente relacionado y aquéllos con los que lo está más débilmente.

Para efectos de este cálculo, se consideraron sólo los IPN de 2014 hasta agosto de 2019, ya que los primeros reportes de 2013 presentan algunas diferencias en extensión y periodicidad¹². En todo caso, todas las correlaciones del IS-IPN con los indicadores considerados en este documento, mostraron ser estadísticamente significativos de acuerdo al Test-T.

5.1.1 IS-IPN EN RELACIÓN A INDICADORES DE EXPECTATIVAS EMPRESARIALES

La mayor correlación se encontró con una agrupación específica de subíndices del IMCE, que arroja un coeficiente de correlación de Pearson de 91%. Dicha agrupación incluye expectativas referidas a situación económica global del país, expectativas situación general del negocio, expectativas de ventas, expectativas situación financiera de la empresa y expectativas producción (Ilustración 6, grafico 1). De la simple observación gráfica, se puede apreciar que la trayectoria de esta agrupación específica del IMCE sigue estrechamente la trayectoria del IS-IPN y también lo hace en los puntos de giro.

Del mismo modo, se encontró una alta correlación positiva del IS-IPN con otras subagrupaciones específicas del IMCE relacionadas con expectativas de inversión en las empresas (correlación de

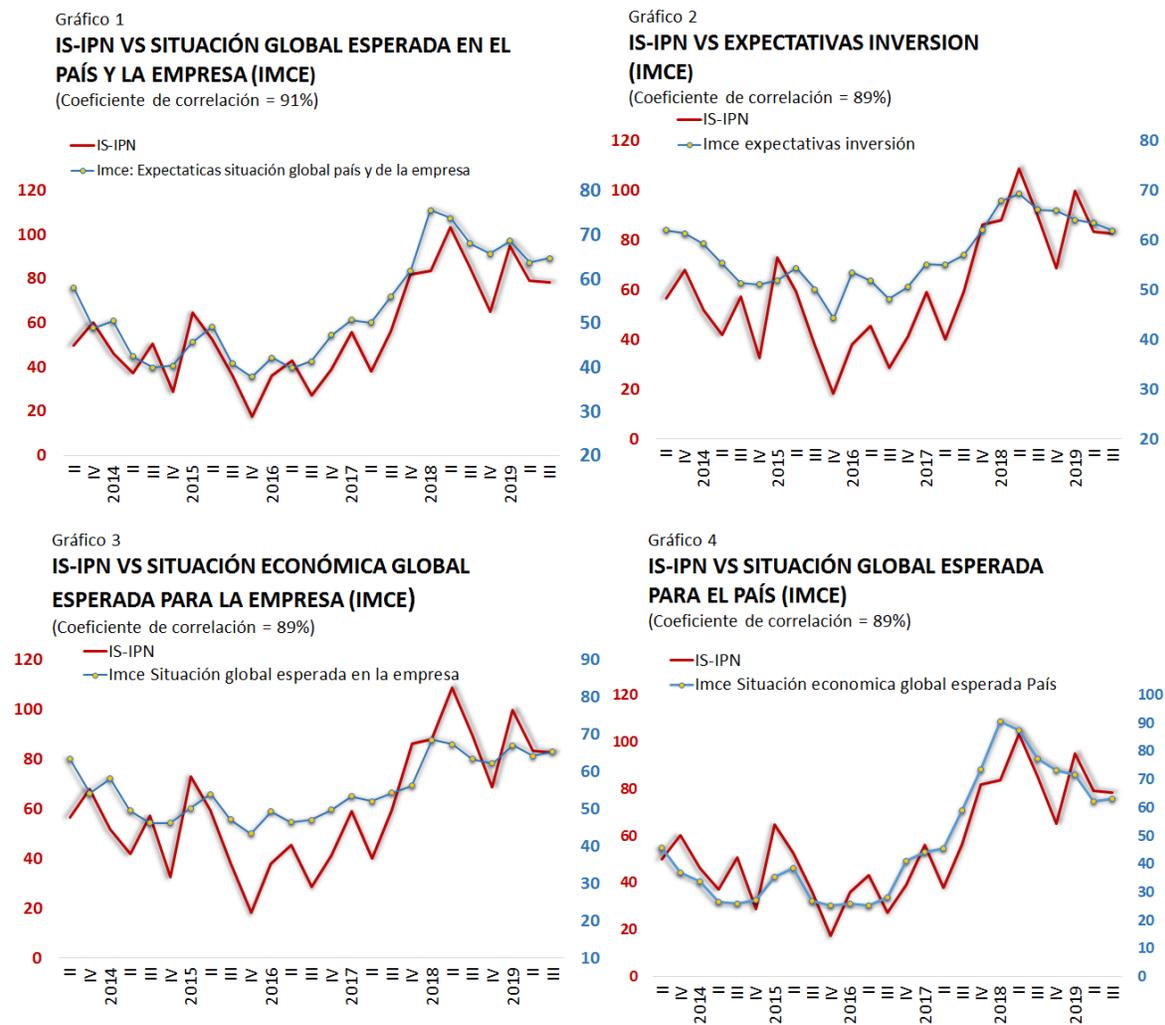
¹⁰ Indicador de Confianza Empresarial, IMCE por sus siglas, elaborado por ICARE y Universidad Adolfo Ibáñez. Es un índice sintético de difusión que se construye con la suma ponderada de 4 indicadores sectoriales: Industria, Construcción, Comercio, Minería.

¹¹ El Índice de Confianza Empresarial, ICE, por sus siglas, es un indicador elaborado por el Centro de Estudios de Economía y Negocios (CEEN) de la Universidad del Desarrollo. El índice abarca seis sectores económicos: Industria, Comercio, Financiero, Minería, Construcción y Agricultura.

¹² En 2013 se publicaron sólo dos IPN, en los meses de mayo y noviembre y el primero de 2014, en enero. Desde entonces se publican cuatro veces al año en los meses de febrero, mayo, agosto y noviembre.

89%), expectativas sobre la situación global esperada para la empresa (89%) y la situación global esperada para el país (89%) (Ilustración 6, gráficos 2, 3 y 4).

Ilustración 6



Las correlaciones del IS-IPN con el IMCE total y con las agrupaciones sectoriales del IMCE, como son comercio, industria, construcción y minería, fueron también elevadas, en torno a 84%, aunque algo menores que las anteriores que estaban referidas específicamente a expectativas globales para el país y para la empresa.

Estas agrupaciones sectoriales recogen tanto indicadores acerca de la situación global actual y esperada para la empresa y para el país, como también subíndices específicos referidos a expectativas de costos, precios, inflación y capacidad instalada.

Por otra parte, las correlaciones del IS-IPN con los subíndices del IMCE referidos sólo a la situación actual se ubican en general algo más abajo en el ranking de correlaciones. En efecto, respecto de la situación actual global de la empresa, se observa una correlación de 79% y de 73% en los sectores no mineros, con un comportamiento más estable en la evaluación de la situación presente en relación a la expectativa (Ilustración 7, gráficos 1 y 2). La correlación respecto del índice que recoge la situación actual de demanda anotó un 64% y la referida a la situación actual de costos y producción, un 41% (Ilustración 7, gráficos 3 y 4).

Ilustración 7

Gráfico 1
IS-IPN VS SITUACIÓN ACTUAL PAÍS Y DE LA EMPRESA TOTAL (IMCE)
(Coeficiente de correlación = 79%)

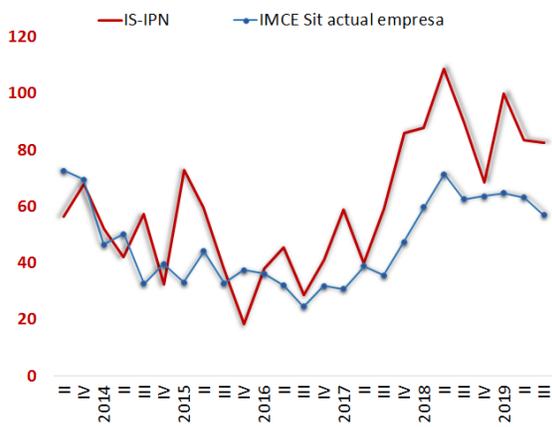


Gráfico 2
IS-IPN VS SITUACIÓN ACTUAL PAÍS Y DE LA EMPRESA EN SECTORES NO MINEROS (IMCE)
(Coeficiente de correlación = 73%)

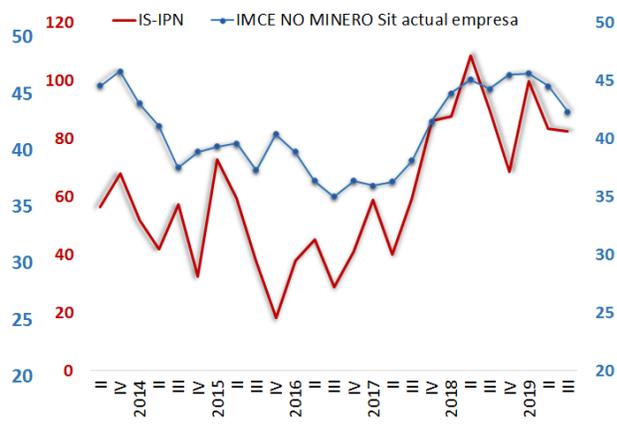


Gráfico 3
IS-IPN VS SITUACIÓN ACTUAL DEMANDA (IMCE)
(Coeficiente de correlación = 64%)

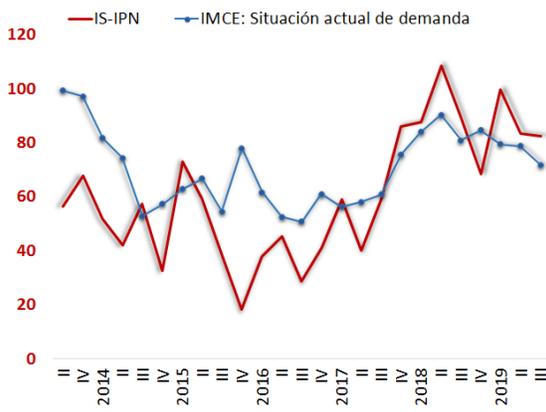
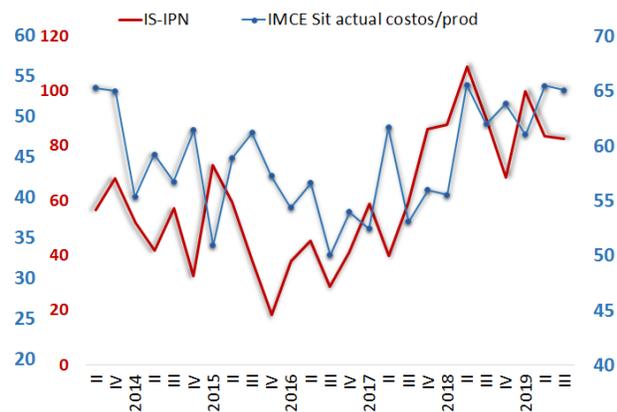
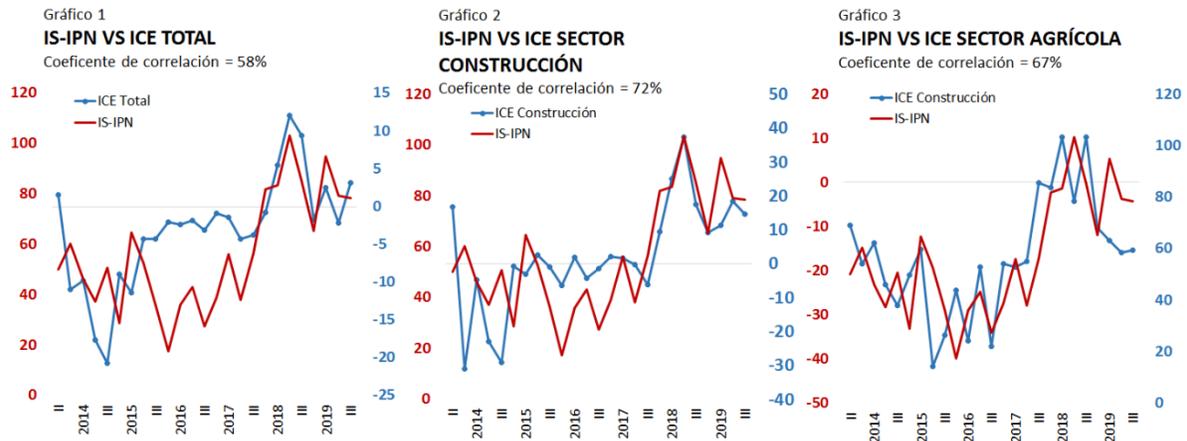


Gráfico 4
IS-IPN VS SITUACIÓN ACTUAL DE COSTOS Y PRODUCCIÓN (IMCE)
(Coeficiente de correlación = 41%)



También se comparó el IS-IPN con el Índice de Confianza Empresarial (ICE), que presenta una serie histórica para el índice global y seis agrupaciones sectoriales. La correlación encontrada con el ICE global fue de 58% y con las agrupaciones sectoriales referidas a Construcción y Agricultura, de 72% y 67% respectivamente. Con las demás agrupaciones sectoriales, la correlación encontrada con el IS-IPN fue inferior a 40% (Ilustración 8, gráficos 1,2 y 3).

Ilustración 8



5.1.2 IS-IPN EN RELACIÓN A INDICADORES DE ACTIVIDAD ECONÓMICA

Por otra parte, al medir las correlaciones del IS-IPN con respecto a índices de actividad económica, se aprecia que en general se producen disminuciones, aun con estas series desplazadas en uno o dos trimestres. Los coeficientes de correlación con el Imacec original, con el Imacec en su serie ajustada, con el Imacec no Minero y su serie ajustada, oscilan en torno valores de 50% y 60%.

Las correlaciones también caen cuando se comparan con la formación bruta de capital o con el consumo agregado medido en las Cuentas Nacionales. Para el caso particular del consumo, el coeficiente de correlación se reduce a 40%¹³.

¹³ Estos resultados son coherentes con los hallazgos acerca del grado de predictibilidad de las encuestas de expectativas empresariales en Chile para la inversión y el consumo de los hogares. Chanut, Marcel y Medel (2018) encuentran que el valor predictivo de ellas es bajo debido a la complejidad asociada al proceso de decisiones de inversión y a la dificultad de que éste sea capturado por medio del ejercicio metodológico de preguntas y respuestas. Al asemejarse el IS-IPN a un índice de expectativas, su grado predictivo puede asimilarse al que encuentra la investigación para las encuestas, explicando la menor correlación que presenta con los indicadores de actividad usados en este documento.

Ilustración 9

Gráfico 1
IS-IPN VS IMACEC NO MINERO SERIE AJUSTADA
 (Coeficiente de correlación = 59%)

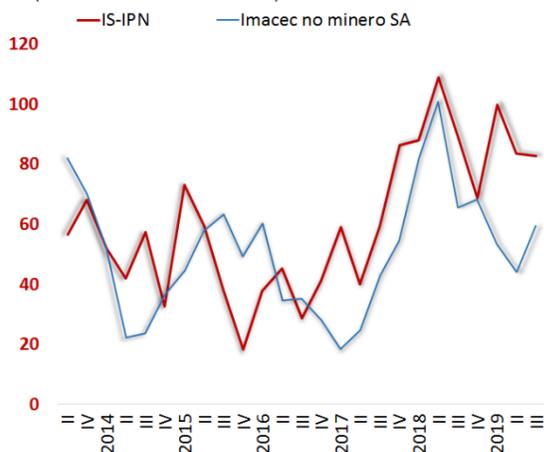


Gráfico 2
IS-IPN VS IMACEC SERIE AJUSTADA
 (Coeficiente de correlación = 54%)

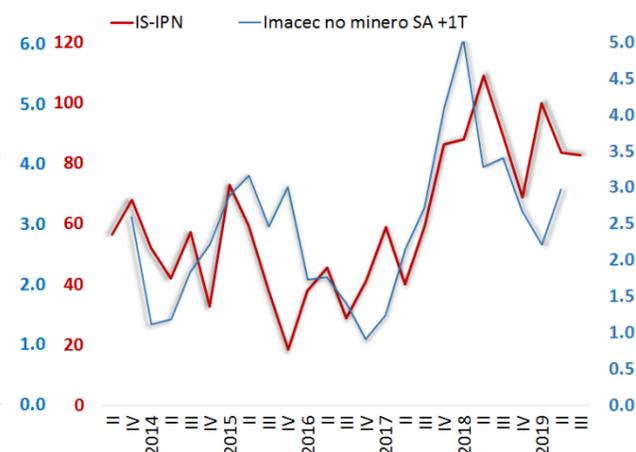


Gráfico 3
IS-IPN VS FORMACIÓN BRUTA DE CAPITAL FIJO
 (Coeficiente de correlación = 51)

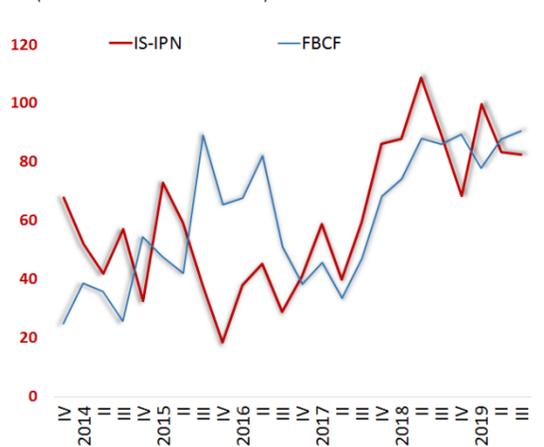
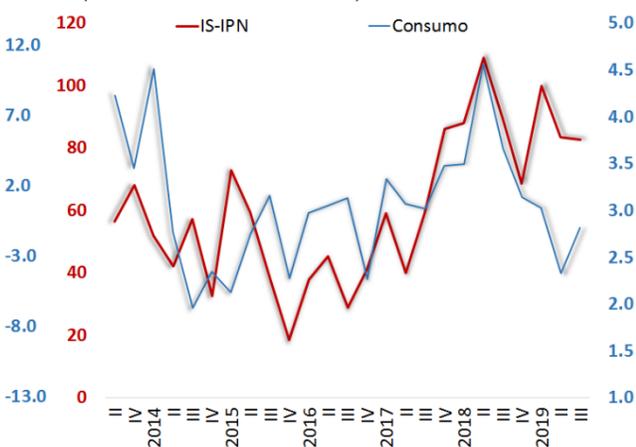


Gráfico 4
IS-IPN VS CONSUMO TOTAL
 (Coeficiente de correlación = 40%)



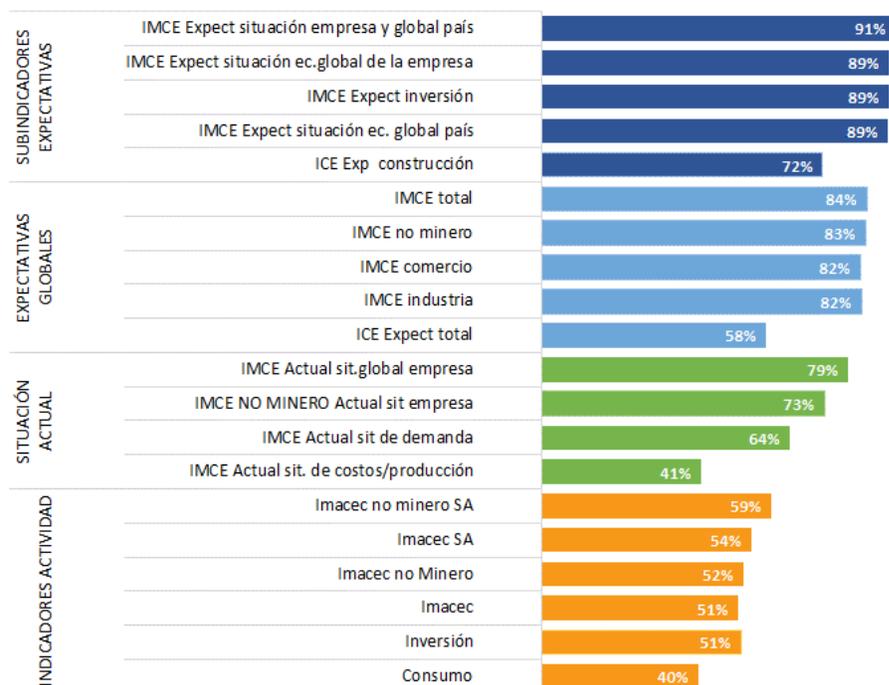
En definitiva, estos resultados sugieren que el IPN se asociaría fundamentalmente a un índice de expectativas empresariales, especialmente con subíndices específicos. Sus elevadas correlaciones con los subíndices del IMCE relacionados con las expectativas futuras en relación al país y a la empresa, demuestran que efectivamente el contenido del informe apunta a evaluar las condiciones de negocios que imperarán para la empresa y el país en los trimestres siguientes, distanciándose de los indicadores duros de actividad tales como Imacec, inversión o consumo.

Se aprecia que el índice IS-IPN sigue estrechamente la trayectoria de recuperación que tuvieron los diversos subindicadores de expectativas durante el período 2016-2018 y posteriormente la trayectoria declinante, que dejó atrás los máximos de 2018. Esta correlación también se observa con índices referidos a la situación actual y con indicadores duros de actividad, pero su intensidad cae en relación a lo que ocurre con las expectativas.

Ilustración 10

CORRELACIÓN DEL IS-IPN CON INDICADORES CUANTITATIVOS

(2014-2019 T3)



5.2 RESULTADOS DEL IS-IPN SEGÚN MACROZONAS

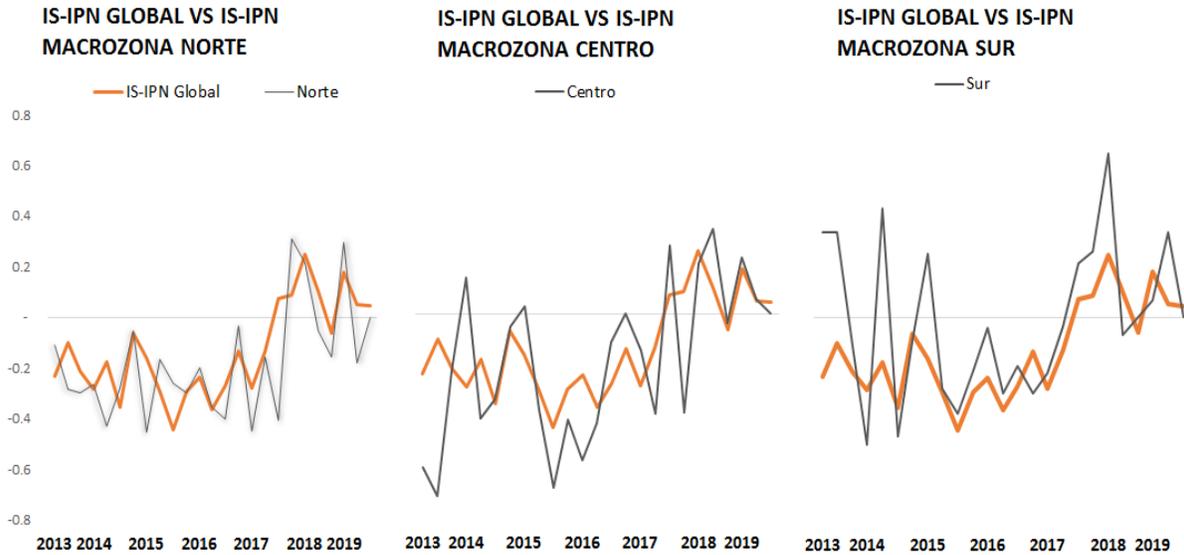
El índice de sentimiento calculado para cada una de las tres macrozonas contenidas en los IPN entrega resultados más volátiles y correlaciones menores con los diferentes índices de confianza y de actividad. Esta menor correlación se debe a que el conjunto de datos asociado a cada macrozona es una porción del total. Por esta razón, la incidencia de cada nueva palabra en el margen, ya sea con puntuación negativa o positiva, es mayor a la que tiene en el cálculo del IS-IPN global, ocasionando la mayor volatilidad observada.

Las mejores correlaciones de los IS-IPN regionales con los índices de expectativas se encontraron para la macrozona norte, que presentó una correlación de 70% con el IMCE total, con el IMCE del Comercio y con el IMCE no minero, y de 65% con el IMCE que recoge las expectativas de inversión. En las demás macrozonas las correlaciones fueron inferiores. Respecto del IMCE total marcaron un 60% en la zona centro y un 57% en la zona sur.

Es decir, las altas correlaciones del IS-IPN a nivel nacional con el IMCE referido a la situación global y de la empresa y respecto de expectativas de inversiones, no se encuentran en las mediciones

regionales, arrojando índices menores, en torno al 60% y 70% en términos generales¹⁴ (Ilustración 11).

Ilustración 11



5.3 SENSIBILIDAD DEL DICCIONARIO Y ROBUSTEZ

Como medida de robustez del IS-IPN, se midió el grado de dependencia del índice a la estructura específica del Diccionario, cuantificando cómo varía el indicador al sustraer aleatoriamente un porcentaje de sus palabras. Para ello se realizó el siguiente procedimiento:

- Se seleccionaron y eliminaron de forma aleatoria el 5%, 10% y 15% de los vocablos clasificados en el diccionario.
- Se calculó el indicador de sentimiento con las palabras restantes del diccionario.
- Se repitió este procedimiento 50, 100, y 1000 veces con el fin de someter a prueba la totalidad del diccionario. Al repetir este procedimiento un mayor número de veces, disminuye la exigencia para el diccionario¹⁵.

Los resultados muestran que en el caso de extraer el 15% de las palabras del diccionario (caso más exigente), el índice resultante mantuvo la misma trayectoria del índice IS-IPN. En promedio, las simulaciones se alejaron un 6,6% del indicador original cuando el procedimiento se repitió 50 veces, un 2,6%, cuando se repitió 100 veces y un 1,3%, cuando se repitió 1000 veces.

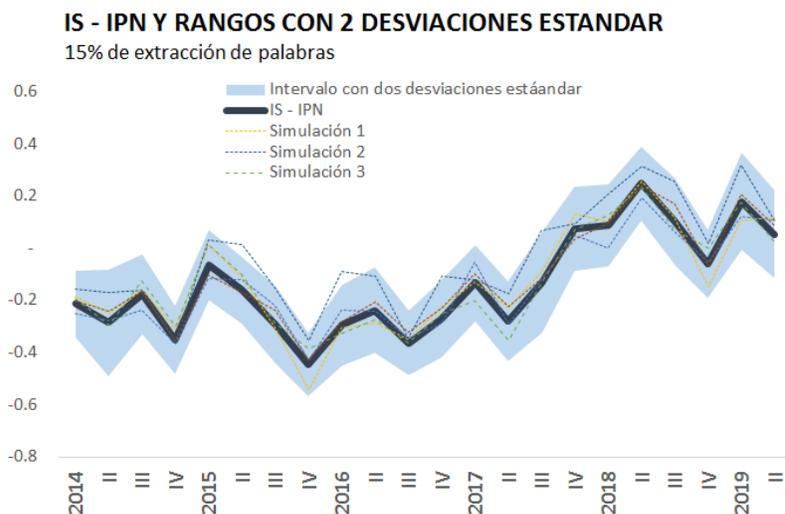
¹⁴ Indicadores originales.

¹⁵ Un mayor número de iteraciones del diccionario tiende a promediar los errores de la serie y por lo tanto a reducirlos.

Al construir un intervalo de confianza al 95% para la diferencia entre el IS-IPN con el Diccionario al 100% y el promedio de las estimaciones del IS-IPN con el Diccionario al 85%, se obtuvo que estadísticamente ambas mediciones son iguales.

Esto significa que el método para calcular el Índice de Sentimiento IS-IPN mostró ser robusto para la remoción del 15% y menos de palabras, no logrando alterar el movimiento del índice a través del tiempo.

Ilustración 12



6. GENERACIÓN DE OTROS INDICADORES DERIVADOS DEL IPN

6.1 GENERACIÓN DE TÓPICOS POR MEDIO DEL MODELO LDA

A lo largo de la última década se han desarrollado técnicas que complementan el Análisis de Sentimiento. Una de las más destacadas es el modelamiento de tópicos, que consiste en la extracción de características desde textos que permiten inferir los temas más mencionados en los documentos.

El modelo aplicado en esta investigación es el denominado *Latent Dirichet Allocation (LDA)*, que corresponde a un modelo no supervisado¹⁶ que agrupa palabras dentro de tópicos, conforme a la distribución de *Dirichlet*¹⁷. Los párrafos de texto pueden clasificarse en uno o una combinación de tópicos mediante la aplicación de esta técnica. Es decir, los tópicos se definen por un grupo

¹⁶ Revisar pie de página número 9, referido a los métodos de *Machine Learning*.

¹⁷ Es la generalización de la distribución Beta, que es univariada.

determinado de palabras, y cada párrafo es factible de ser clasificado en uno o más tópicos. En el apéndice 2 se describe el modelo LDA.

6.2 INDICADOR DE INTENSIDAD BASADO EN TÓPICOS

6.2.1 PRE-PROCESAMIENTO DE DATOS

Al igual que en el Análisis de Sentimiento, en el modelamiento de tópicos es esencial realizar un procesamiento previo de datos, en el que se conservan sólo las características relevantes en un sentido semántico, es decir, se eliminan aquellas palabras que no afectan la comprensión del texto, tales como artículos, conjunciones, pronombres, etcétera. Lo que se busca es descubrir los temas que efectivamente se abordan en los documentos.

Para la remoción de vocablos poco significativos, lo más común es la extracción de las palabras conocidas como *stopwords*. Para esto, se utilizó la librería NLTK de Python que contiene un diccionario de palabras en español consideradas en esta categoría.

Además de ese conjunto de palabras, se excluyeron otras de alta frecuencia en el IPN, que probaron ser neutras para efectos de la semántica del informe. Dentro de éstas podemos mencionar: “encuestados”, “región”, “indicar” (y sus conjugaciones), “empresa”, “macrozona” y otras. La remoción de este tipo de palabras evita que, en este modelo, ellas se conviertan erróneamente en fuertes determinantes de los tópicos.

La segunda etapa está enfocada en eliminar características redundantes, la que se realiza mediante la estemización (*stemming*), referida previamente en este documento. La decisión de utilizar la técnica de *stemming* se debe a su disponibilidad en español entregada por la misma herramienta NLTK y su aplicabilidad al cuerpo de texto completo. Sin la aplicación de este paso, el número de términos únicos, luego de la remoción de *stopwords*, es de alrededor de 5.800 *tokens*¹⁸ o términos procesados. En cambio, con *stemming*, este número de *tokens* se reduce a 2.513, considerando todos los informes hasta 2019.

6.2.2 OPTIMIZACIÓN DEL MODELO DE TÓPICOS

Luego de completada la fase de procesamiento previo, es posible realizar la extracción de los tópicos mediante LDA¹⁹. Como resultado, se obtiene un listado de tópicos sin clasificar y el conjunto de palabras más importantes asociado a cada tópico. En esta fase se debe asignar manualmente una denominación a cada tópico entregado, según los *tokens* observados.

El modelo LDA entrega la libertad al investigador de definir la cantidad de tópicos con los que desea trabajar. La selección de un número muy alto de tópicos puede llevar a que se superpongan palabras

¹⁸ Este término se utiliza generalmente para referirse a cada palabra procesada en forma individual que queda apta para ser leída por una máquina. De uso común en *Natural Language Processing (NLP)*.

¹⁹ Esta tarea es ejecutada con la librería GENSIM de Python.

ente tópicos, haciéndolos más difusos, mientras un número muy bajo de tópicos, los transforma en categorías muy amplias. Para encontrar el número óptimo de tópicos, en general se utilizan dos modelos de evaluación, el de Perplejidad y el de Puntaje de Coherencia (Mimno & Blei, 2011)²⁰. Según el criterio de Puntaje de Coherencia utilizado en esta investigación, el conjunto de tópicos que tenga un mayor grado de valor explicativo (*score*) determina el número óptimo. El puntaje de coherencia se utiliza como valor comparativo entre distintas selecciones de tópicos y por sí mismo no entrega mayor información.

La siguiente ilustración muestra que la mayor coherencia se alcanza con seis tópicos²¹ y se presentan además las etiquetas asignadas a cada conjunto de palabras. Por ejemplo, aquel conjunto de palabras que contiene “negocios”, “result”, “precios”, “demanda” se ha etiquetado bajo el concepto de Expectativas Generales.

Ilustración 13

PUNTAJE DE COHERENCIA PARA IDENTIFICAR TÓPICOS



Finalmente, a cada párrafo del *corpus* (todos los IPN) se le asignó el tópico dominante, que se calcula ponderando cada palabra del párrafo por su contribución al tópico. Este proceso se realiza en cada párrafo y con cada uno de los seis tópicos. El tópico dominante para cada párrafo es finalmente el que obtiene el mayor puntaje de contribución. La ilustración 7 muestra la cantidad de párrafos que se asignaron cada uno de los tópicos.

6.2.3 EVOLUCIÓN DE LOS TÓPICOS EN EL IPN

La clasificación de los párrafos del IPN en tópicos calculados por LDA muestra cambios en la estructura del informe a través del tiempo. Se ha procedido a combinar manualmente los tópicos clasificados como “Inversión” y “Sector Inmobiliario” dada su naturaleza similar.

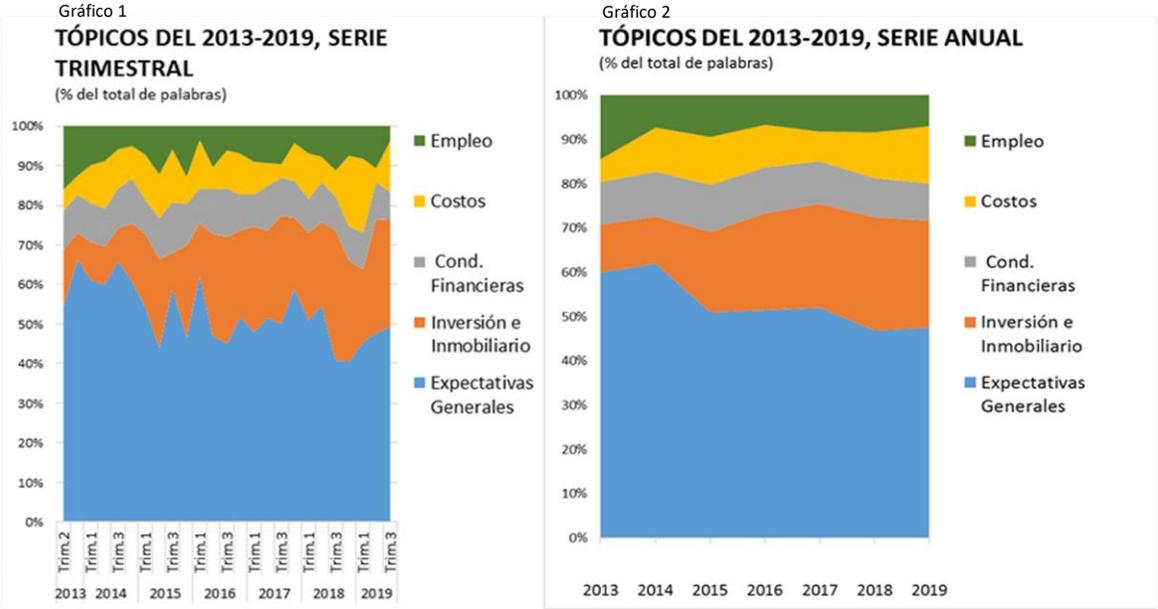
²⁰ Para este caso, se utilizó la función incluida en la herramienta GENSIM, con parámetros por defecto y se itera desde 2 hasta 20 tópicos.

²¹ Se descarta el valor de 3 tópicos por estimarse un número muy reducido para captar los temas más relevantes.

Al observar los gráficos 1 y 2 de la Ilustración 14, se aprecia que la mayor frecuencia de palabras se refiere a “Expectativas Generales”. Sin embargo, este predominio decrece con el transcurso del tiempo y otros temas adquieren una mayor relevancia en extensión. En efecto, en los primeros informes la extensión dedicada a hablar de las expectativas del negocio era de alrededor de un 60% y en los últimos cae a un 45%-50%. Por otra parte, los temas de “Inversión” y “Costos” adquieren una mayor preponderancia en los últimos IPN, mientras que “Condiciones Financieras” reduce su importancia desde alrededor de 15% en 2013 a menos de 10% en los últimos trimestres.

Sin perjuicio de estos resultados, se deben reconocer las debilidades implícitas de esta metodología al ser aplicada al IPN. Un de ellas tiene que ver con la relevancia que tiene utilizar una base de datos de una extensión óptima, en términos de cantidad de párrafos y largo de cada uno de ellos (Jian Tang, 2014). Para el caso del IPN, la extensión de los párrafos podría considerarse suficiente, pero el número de ellos puede mejorar en la medida en que se cuente con una mayor cantidad de informes. Por ello, a medida que se agreguen nuevos IPN, se podrá comprobar la robustez de esta técnica²².

Ilustración 14



²² La serie de tópicos fue modelada con información hasta febrero 2019 y los siguientes puntos de la serie fueron calculados en base a los parámetros de dicho modelo.

7. CONCLUSIONES

La transformación del Informe de Percepciones de Negocios (IPN) en un índice cuantitativo forma parte de los primeros avances en el uso de la tecnología para extraer información desde textos económicos y en exponer el potencial informativo que pueden tener en el análisis de la coyuntura económica.

Los hallazgos mostraron que el contenido del IPN se basa fundamentalmente en mostrar la percepción económica futura que tienen las empresas entrevistadas, reafirmando la relevancia que poseen los indicadores de confianza empresarial cuando se evalúan en forma desagregada. Las correlaciones del IS-IPN con diversos índices y subíndices de confianza corporativa fueron muy elevados, en tanto que, en relación a indicadores de actividad económica —tales como inversión o PIB— los resultados fueron más débiles. Aunque el estudio no tiene por objetivo explicar las razones de la débil correlación del IS-IPN con la evolución de tales indicadores de actividad, la investigación disponible es coherente con estos hallazgos.

El índice de sentimiento IS-IPN calculado para las tres macrozonas identificadas en el IPN entregó resultados más volátiles y correlaciones inferiores, debido fundamentalmente a la menor densidad de información disponible para cada sección regional del IPN.

Por otra parte, el análisis del IPN con la metodología de tópicos confirma que la composición del IPN ha estado dominada por aspectos relacionados con las expectativas de los entrevistados respecto de la actividad futura, y muestra también que más recientemente han tomado mayor relevancia temas relacionados con inversión y costos, lo cual parece estar en línea con la desaceleración del crecimiento económico.

Mejorar los resultados de este trabajo requiere contar con un mayor volumen de información que complemente el contenido publicado de cada uno de los Informes. Ello permitiría reducir la volatilidad de los indicadores de las macrozonas y también perfeccionar los resultados del modelamiento de tópicos. Un mayor volumen de información también permitiría crear nuevos indicadores que midan la intensidad con que aparecen ciertos tópicos en el IPN, tales como mercado laboral, inversión o condiciones financieras, y explorar la creación de algunos subíndices sectoriales.

Finalmente, los métodos expuestos en este documento para elaborar el Índice de Sentimiento o para la clasificación de tópicos son factibles de replicar en informes como el IPoM, el IEF o las Minutas de las Reuniones de Política Monetaria. La creación del Diccionario de dominio específico, que se presenta en uno de los apéndices de este documento, puede además servir de base para una versión ampliada en su terminología y para su utilización en próximas investigaciones relacionadas con el procesamiento de lenguaje natural.

8. APÉNDICE Y GRÁFICOS

APÉNDICE 1:

TÉRMINOS DEL DICCIONARIO (1 de 3)

Token	Puntaje	Token	Puntaje	Token	Puntaje	Token	Puntaje	Token	Puntaje
abandonar	-1	concordar	0	establecer	0	paralizar	-1	salir	0
abaratarse	1	concretar	1	estancar	-1	parar	0	salir	0
abastecer	0	condicionar	0	estar	0	parecer	0	seguir	0
abocar	0	confiar	0	estimar	0	participar	0	seleccionar	0
abordar	0	confirmar	0	estimular	1	partir	0	sembrar	0
abortar	-1	conformar	0	estrechar	0	pasar	0	sentar	0
abrir	0	congelar	0	estudiar	0	pedir	0	sentir	0
absorber	0	conjugarse	0	evaluar	0	pensar	0	señalar	0
acarrear	0	conllevar	0	evidenciar	0	percibir	0	ser	0
acceder	0	conocer	0	evitar	0	perder	-1	servir	0
acelerar	1	conseguir	0	evolucionar	0	perdurar	0	significar	0
acentuar	1	consensuar	0	exacerbar	0	perfilarse	0	situarse	0
aceptar	0	conservar	0	examinar	0	perjudicar	0	sobrellevar	0
acercarse	0	considerar	0	exceptuar	0	permanecer	0	sobrepasar	0
achicar	-1	consolidar	0	exhibir	0	permitir	0	sobresalir	0
aclarar	0	constatar	0	exigir	0	persistir	0	sobrevivir	0
acomodar	0	constituir	0	existir	0	pertenecer	0	soler	0
acontecer	0	construir	0	expandir	1	pesar	0	solicitar	0
acoplar	0	consultar	0	expirar	0	planear	0	sorprender	0
acortar	0	consumir	0	explicar	0	planificar	0	sostener	0
acostumbrarse	0	contactar	0	exportar	0	plantear	0	suavizar	0
acotar	-1	contaminar	0	expresar	0	poder	0	subir	1
acrecentarse	1	contar	0	extender	0	podrarse	0	subrayar	0
acreditarse	0	contemplar	0	externalizar	0	poner	0	subsanar	0
activar	1	contener	0	extraer	0	poseer	0	sucederse	0
actualizar	0	continuar	0	facilitar	0	posibilitar	0	sufrir	-1
actuar	0	contraponer	0	faenarse	0	posponer	0	sugerir	0
acumular	1	contrarrestar	0	favorecer	1	postergarse	-1	sumar	0
acusar	0	contrastar	0	figurarse	0	potenciar	0	suministrar	0
adaptarse	0	contratar	0	fijarse	0	predominar	0	sumir	0
adecuar	0	contribuir	0	finalizar	0	preferir	0	superarse	0
adelantar	0	controlar	0	financiar	0	prender	0	suplir	0
adjudicarse	0	convenir	0	firmar	0	preocuparse	0	suponer	0
adoptar	0	convertir	0	flexibilizar	0	prescindir	0	suprimir	0
adquirir	0	cooperarse	0	flotar	0	presentarse	0	surgir	0
aducir	0	correr	0	fluctuar	0	preservar	0	suspender	0
advertir	0	corresponder	0	focalizar	0	presionar	0	sustentar	0
afectar	-1	corroborarse	0	fomentar	0	prestar	0	sustituir	0
afianzarse	0	costar	0	formarse	0	presupuestarse	0	tardarse	0
afirmarse	0	costear	0	fortalecer	0	pretender	0	tecnificarse	0
aflojarse	0	cotizarse	0	frenarse	0	prevalecer	0	tender	0
agotar	-1	crear	0	funcionarse	0	prevenir	0	tener	0
agregar	0	crecer	1	fundamentarse	0	prever	0	terminarse	0
agudizarse	-1	creer	0	ganarse	1	primar	0	tocarse	0
ahorrarse	0	criticarse	-1	gastarse	0	priorizarse	0	tomarse	0
ajustarse	-1	cuantificarse	0	gatillarse	0	privilegiarse	0	tornarse	0
alargarse	0	cubrir	0	generalizarse	0	proceder	0	trabajarse	0
alcanzarse	0	culparse	-1	generarse	0	procesarse	0	trabarse	0
alejarse	0	cultivarse	0	gestionarse	0	producirse	0	traducirse	0
alimentarse	0	cumplirse	0	golpear	-1	profundizarse	0	traerse	0
alinearse	0	cursarse	0	haber	0	programarse	0	transformarse	0
alivianarse	1	dañarse	-1	hacer	0	prolongarse	0	transmitirse	0
aliviar	1	dar	0	impactarse	0	promoverse	0	traspasarse	0
almacenarse	0	deber	0	impedirse	0	propiciarse	0	tratar	0
alquilar	0	debilitarse	-1	imperarse	0	proseguirse	0	ubicarse	0
alterarse	0	decaer	-1	implementarse	0	proveer	0	unificarse	0
alternarse	0	decepcionarse	-1	implicarse	0	provenir	0	unirse	0
aludir	0	decidirse	0	imponerse	0	provocarse	0	usarse	0
alzar	0	decirse	0	importarse	0	proyectarse	0	utilizarse	0

TÉRMINOS DEL DICCIONARIO (2 de 3)

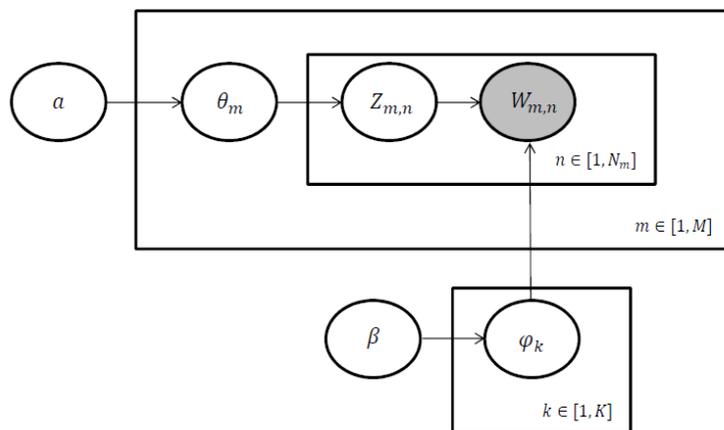
Token	Puntaje	Token	Puntaje	Token	Puntaje	Token	Puntaje	Token	Puntaje
amainar	-1	declarar	0	impulsar	1	pudiv	0	vacacionar	0
ameritar	0	declinar	-1	incentivar	1	quebrar	-1	validar	0
aminorar	0	dedicar	0	incidir	0	quedar	0	vallendar	0
amortiguar	0	definir	0	incluir	0	querer	0	valorar	0
ampliar	1	dejar	-1	incorporar	0	quitar	0	variar	0
analizar	0	delinear	0	incrementar	1	racionalizar	0	vendar	0
anticipar	0	demandar	0	incumplir	-1	ralentizar	-1	vender	0
anunciar	0	demorar	0	indicar	0	ratificar	0	venir	0
añadir	0	denegar	-1	inferir	0	reaccionar	0	ver	0
aparecer	0	denotar	0	influir	0	reactivar	0	verificar	0
apelar	0	depender	0	informar	0	reafirmar	0	vestir	0
aplacar	0	depreciar	-1	ingresar	0	realizar	0	viajar	0
aplazar	0	deprimir	-1	inhibir	-1	reavivar	0	vincular	0
aplicar	0	derivar	0	iniciar	0	rebajar	0	visibilizar	0
aportar	0	desacelerar	-1	insistir	0	recalcar	0	vislumbrar	0
apostar	0	desalentar	-1	instalar	0	rechazar	-1	visualizar	0
apoyar	0	desaparecer	-1	integrar	0	recibir	0	vivir	0
apreciar	0	desarrollar	0	intensificar	0	reclutar	0	volcar	0
aprobar	0	descartar	0	intentar	0	recoger	0	volver	0
aprontar	0	descender	-1	internalizar	0	recolocar	0		
aprovechar	0	describir	0	introducir	0	reconocer	0		
apuntalar	0	desear	0	invertir	0	recontratar	0		
apuntar	0	desechar	-1	involucrar	0	reconvertir	0		
aquejar	0	desembolsar	0	ir	0	recortar	0		
argumentar	0	desempeñar	0	jubilarse	0	recuperar	1		
armar	0	desenvolver	0	judicializar	0	recurrir	0		
arrastrar	0	desestimar	-1	jugar	0	redireccionar	0		
arreglar	0	deshacer	-1	justificar	0	reducir	-1		
arrendar	0	desincentivar	-1	juzgar	0	redundar	0		
ascender	0	despedir	-1	lanzar	0	reemplazar	0		
asear	0	despejar	0	levantar	0	reestablecer	0		
asegurar	0	desplazar	0	liberar	0	reestructurar	0		
aseverar	0	desprender	0	licitar	0	reevaluar	0		
asignar	0	destacar	0	liderar	0	referir	0		
asistir	0	destinar	0	lidiar	0	reflejar	0		
asociar	0	desvanecer	-1	ligar	0	reforzar	0		
asumir	0	desvincular	-1	limitar	-1	refrendar	0		
atender	0	detectar	0	liquidar	0	regir	0		
atenuar	0	detener	0	llamar	0	registrar	0		
atraer	0	deteriorar	-1	llegar	0	regresar	0		
atravesar	0	determinar	0	llenar	0	regular	0		
atribuir	0	devenir	0	llevar	0	regularizar	0		
augmentar	1	diferenciar	0	lograr	1	rehuir	0		
automatizar	0	diferir	0	manejar	0	reiterar	0		
avanzar	1	dificultar	-1	manifestar	0	relacionar	0		
avecinar	0	dimensionar	0	mantener	0	relajar	0		
ayudar	1	dinamizar	0	maquinar	0	relatar	0		
bajar	-1	disipar	0	marcar	0	remarcar	0		
basar	0	disminuir	0	marginal	0	remitir	0		
beneficiar	1	dispersar	0	materializar	0	remunerar	0		
borderar	0	disponer	0	maximizar	1	renegociar	0		
buscar	0	distar	0	mecanizar	0	renovar	0		
caber	0	distinguir	0	medir	0	rentar	0		
caer	0	divergir	0	mejorar	1	renunciar	0		
calificar	0	diversificar	0	mencionar	0	reordenar	0		
cambiar	0	dividir	0	mermar	-1	reorganizar	0		
cancelar	-1	dominar	0	migrar	0	reorientar	0		
captar	0	duplicar	0	minimizar	0	reparar	0		
capturar	0	edificar	0	mirar	0	repercutir	0		
caracterizar	0	efectuar	0	mitigar	0	repetir	0		

TÉRMINOS DEL DICCIONARIO (3 de 3)

Token	Puntaje	Token	Puntaje	Token	Puntaje	Token	Puntaje	Token	Puntaje
castigar	-1	eficientar	1	moderar	0	replantear	0		
catalogar	0	ejecutar	0	modernizar	0	replicar	0		
causar	0	ejercer	0	modificar	0	reponer	0		
ceder	0	elaborar	0	mostrar	0	reportar	0		
centralizar	0	elegir	0	motivar	0	representar	0		
centrar	0	elevar	1	mover	0	repuntar	0		
cerrar	0	eliminar	-1	necesitar	0	requerir	0		
circunscribir	0	embarcar	0	negociar	0	resaltar	0		
citar	0	emerger	0	nivelar	0	rescatar	0		
cobrar	0	empeorar	-1	normalizar	0	resentir	-1		
coincidir	0	empezar	0	notar	0	resguardar	0		
colaborar	0	emplear	0	obedecer	0	resolver	0		
colocar	0	emprender	0	obligar	0	respaldar	0		
combinar	0	empujar	0	observar	0	respetar	0		
comentar	0	encarecer	-1	obtener	0	responder	0		
comenzar	0	encontrar	0	ocasionar	0	restar	-1		
comercializar	0	endurecer	-1	ocupar	0	restringir	0		
comparar	0	enfaticar	0	ocurrir	0	resultar	0		
compartir	0	enfocar	0	ofrecer	0	retener	0		
compensar	0	enfrentar	0	operar	0	retirar	0		
competir	0	enmarcar	0	opinar	0	retomar	0		
complementa	0	enrarecer	0	oponer	0	retornar	0		
completar	0	entrar	0	optar	0	retrasar	0		
comportar	0	entregar	0	optimizar	0	retroceder	0		
comprar	0	entrevistar	0	ordenar	0	reubicar	0		
comprender	0	equiparar	0	orientar	0	reunir	0		
comprimir	0	escalar	0	oscurecer	-1	revisar	0		
comprometer	0	esconder	0	otorgar	0	rodear	0		
concentrar	0	esgrimir	0	pactar	0	rotar	0		
concitar	0	esperar	0	pagar	0	saber	0		
concluir	0	estabilizar	0	paliar	0	sacrificar	0		

APÉNDICE 2: MODELO LDA

VISUALIZACIÓN DEL MODELO LDA²³



La placa externa del bloque principal es la representación del corpus completo con M documentos diferentes. En nuestro caso, un documento es un párrafo de texto (se excluyen los párrafos de extensión menor de 10 palabras y títulos).

N es el número total de palabras en todos los documentos y K el número de tópicos a encontrar o latentes. La distribución de tópicos sobre un documento está dada por θ_m y la distribución de palabras para un tópico está dada por φ_m . α y β son los hiperparámetros del modelo.

A menor valor de α , la estructura de los documentos será determinada por un número menor de documentos. Lo mismo para β , pero en este caso cada tópico estará compuesto por una cantidad menor de palabras.

En la figura, el color gris de círculo W significa que las palabras son la única variable observable del modelo.

²³ Fuente: Leif Anders Thorsrud "Nowcasting Using New Topics; Big Data vs. Big Bang", 2016 p.7

REFERENCIAS

- Baker, M., & Jeffrey, W. (2007). *Investor Sentiment in the Stock Market*. Journal of Economic Perspective Volume 21, American Economic Association.
- Banco Central de Chile (2013-2019). Informes de Percepciones de Negocios.
- BBVA (2018). *A Big Data Approach to Undersrtand Central Banks*. Big Data Spain 2018.
- Bholat, D., Hansen, S., & Santos, P. &.-B. (2015). Text Mining for Central Banks. *Centre for Central Banking Studies, Bank of England*.
- Bo, P., & Lee, L. (2008). *Opinion Mining and Sentiment Analysis*. Cornell University, USA.
- Chanut, N., Marcel, M., & Medel, C. (2018). Can Economic Perception Surveys Improve Macroeconomic Forecasting in Chile? *Working Papers, Central Bank of Chile*.
- Correa, R., Garud, K., Londono, J. M., & Misláng, N. (2017). Sentiment in Central Banks' Financial Stability Reports. *FRB International Finance Discussion Paper N° 1203*.
- Das, S., & Chen, M. (2007). Yahoo! for Amazon: Sentiment Extraction from Small Talk on the Web. *Management Science*. 53. 1375-1388. 10.1287/mnsc.1070.0704. *Barcelona Meetings*.
- FMI (2018). *Regional Economic Outlook: Credibility, Communication and Monetary Policy Procicicality in Latin America*.
- Hansen, S., McMahon, M., & Prat, A. (2017). Transparency and Deliberation within the FOMC: a Computational Linguistic Approach. *The Journal of Economics, Volume 133, Issue May 2018*.
- Hernandez Petlachi, R., & Li, X. (2014). Analisis de Sentimiento sobre Textos en Español Basado en Aproximaciones Semáticas con Reglas Lingüísticas. *Centro de Investigación de Estudios Avanzados del IPN*.
- Iglesias, J., Ortiz, Á., & Rodrigo, T. (2017). How do Central Banks Talk? A Big Data Approach to Turkey. *Working Papers 17/24, BBVA Bank, Economic Research Department*.
- Jian Tang, Z. M. (2014). Understanding the Limitings Factors of Topics Modeling via Posterior Contration Analysis. *Proceedings; 31 Congerencia Internacional en Machine Learning*, China : Beijing.
- Medhat, W., Hassan, A., & Korashy, H. (2014). *Sentiment Analyis Algorithms and Applications*. Ain Shams University.
- Mimno, D., & Blei, D. (2011). Bayesian Checking for Topic Models. *Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*. Edimburgo, UK.
- Nopp, C., & Handbury, A. (2015). *Detecting Risk in the Banking System by Sentiment Analysis*. Institute of Software Tecnology and Interactive Systems, TU Wien.
- Nyman, R., Ormerod, P., & Tuckett, T. (2015). Measuring Financial Sentiment to Predict Financial Instability: A New Apprach Based on Text Analysis.
- Steckler, H., & Symington, H. (2015). *Evaluating Quantitative Forecast: The FOMC Minutes, 2006-2010*. The George Washington University, GW.
- Turney, P. D. (2002). Thumbs Up or Thumbs Down? Semantic Orientation Applied to Unsupervised Classification of Rewiews. *Computing Research Repository*.

<p align="center">Documentos de Trabajo Banco Central de Chile</p>	<p align="center">Working Papers Central Bank of Chile</p>
<p align="center">NÚMEROS ANTERIORES</p>	<p align="center">PAST ISSUES</p>
<p>La serie de Documentos de Trabajo en versión PDF puede obtenerse gratis en la dirección electrónica: www.bcentral.cl/esp/estpub/estudios/dtbc.</p>	<p>Working Papers in PDF format can be downloaded free of charge from: www.bcentral.cl/eng/stdpub/studies/workingpaper.</p>
<p>Existe la posibilidad de solicitar una copia impresa con un costo de Ch\$500 si es dentro de Chile y US\$12 si es fuera de Chile. Las solicitudes se pueden hacer por fax: +56 2 26702231 o a través del correo electrónico: bcch@bcentral.cl.</p>	<p>Printed versions can be ordered individually for US\$12 per copy (for order inside Chile the charge is Ch\$500.) Orders can be placed by fax: +56 2 26702231 or by email: bcch@bcentral.cl.</p>

DTBC – 861

Unequal Political Business Cycles: Inequality, Policy Uncertainty and the Macroeconomy

Alvaro Aguirre

DTBC – 860

Proyección de Inflación en Chile con Métodos de Machine Learning

Felipe Leal, Carlos Molina, Eduardo Zilberman

DTBC – 859

A note on currency-hedging

Rodrigo Alfaro, Natan Goldberger

DTBC – 858

Multimarket Contact in Banking Competition in The United States

David Coble

DTBC – 857

Immigration in Emerging Countries: A Macroeconomic Perspective

Agustín Arias, Juan Guerra-Salas

DTBC – 856

Saving Rates in Latin America: A Neoclassical Perspective

Andrés Fernández, Ayşe Imrohoroglu, Cesar Tamayo

DTBC – 855

Returns to Work Experience in Chile

Rosario Aldunate

DTBC – 854

Hindsight vs. Real time measurement of the output gap: Implications for the Phillips curve in the Chilean Case

Camila Figueroa, Jorge Fornero, Pablo García

DTBC – 853

Prudential Policies and Bailouts - A Delicate Interaction

Ernesto Pasten

DTBC – 852

Capital Controls and Firm Performance

Eugenia Andreasen, Sofia Bauducco, Evangelina Dardati

DTBC – 851

S&P 500 under Dynamic Gordon Model

Rodrigo Alfaro, Andrés Sagner

DTBC – 850

Inflation Globally

Òscar Jordà, Fernanda Nechio

DTBC – 849

Trade Exposure and the Evolution of Inflation Dynamics

Simon Gilchrist, Egon Zakrajsek

DTBC – 848

The link between labor cost and price inflation in the euro area

Elena Bobeica, Matteo Ciccarelli, Isabel Vansteenkiste

DTBC – 847

Trend, Seasonal, and Sectoral Inflation in the Euro Area

James H. Stock, Mark W. Watson

DTBC – 846

Has the U.S. Wage Phillips Curve Flattened? A Semi-Structural Exploration

Jordi Galí, Luca Gambetti



BANCO CENTRAL
DE CHILE

DOCUMENTOS DE TRABAJO • Enero 2020