

DOCUMENTOS DE TRABAJO

Utilización de noticias de prensa como indicador de confianza económica en tiempo real

María del Pilar Cruz N.
Hugo Peralta V.
Juan Pablo Cova M.

N° 938 Enero 2022

BANCO CENTRAL DE 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.

Utilización de noticias de prensa como indicador de confianza económica en tiempo real¹

María del Pilar Cruz N.
Banco Central de Chile

Hugo Peralta V.
Banco Central de Chile

Juan Pablo Cova M.
Banco Central de Chile

Abstract

Through the application of textual border analysis tools, this work presents the construction of a high-frequency indicator, generated in real time, based on the computerized reading of the news from the main print media from January 2015 to December 2020 in Chile. This indicator captures the emotional tone of economic and opinion news by making use of an extensive —and novel— purpose-built dictionary in Spanish. This lexicon of words was subjected to challenging statistical tests of robustness, complemented by tests of predictive precision. The latter were carried out by comparing the degree of similarity between a classification by automated means and another by manual means in a random sample. The economic application shows that the constructed indicator has a high correlation with confidence indicators based on surveys, and a high predictive capacity in the face of shock phenomena hitting the economy.

Resumen

Mediante la aplicación de herramientas de análisis textual de frontera, este trabajo presenta la construcción de un indicador de alta frecuencia, generado en tiempo real, basado en la lectura computarizada de las noticias de los principales medios de prensa entre enero 2015 y diciembre 2020 en Chile. El indicador captura el tono emocional de las noticias económicas y de opinión haciendo uso de un extenso y novedoso diccionario en español construido para el propósito. Este léxico de palabras fue sometido a exigentes pruebas estadísticas de robustez, complementadas con pruebas de precisión predictiva. Estas últimas se realizaron comparando el grado de similitud entre una clasificación por medios automatizados y otra por medios manuales en una muestra aleatoria. La aplicación económica muestra que el indicador construido tiene una alta correlación con indicadores de confianza basados en encuestas, y una alta capacidad predictiva ante fenómenos de shock en la economía.

¹ Agradecemos los valiosos comentarios del profesor Stephen Hansen durante el seminario interno organizado por el Banco Central de Chile “Unstructured Data Analysis for Macroeconomics and Monetary Policy”, realizado el 13 de septiembre de 2021. También agradecemos a Pablo Filippi y Carlos Medel por sus valiosos comentarios a esta investigación, a Consuelo Edwards por los servicios de edición, al Observatorio Tecnológico, por su apoyo en la aplicación de las herramientas de minería de textos, a Cristián López por su apoyo en los servicios de hardware, a Valentina Vásquez, por su asistencia en la investigación, así como a Alejandra Rozas, Carlos Madeira, Carlos Medel, Consuelo Edwards, Daniel Pérez, Erika Arraño, Felipe Lozano, Joaquín Pérez, José Manuel Salinas, Josué Pérez, Juan Pablo Ugarte, León Sanz, Luis Felipe Villanueva, Marcos Correa, Mario González, Miguel Musa, Natalia Oyanedel, Pablo Filippi, Sebastián Becerra, Sebastián Silva, cuya apreciable contribución permitió generar un set de noticias etiquetadas manualmente. Las opiniones y conclusiones expresadas en este documento son de exclusiva responsabilidad de sus autores y no necesariamente representan la visión del Banco Central de Chile. Emails: mcruz@bcentral.cl, pilarcruz@yahoo.com, hperalta@bcentral.cl, jcova@bcentral.cl.

1. INTRODUCCIÓN

Los medios de comunicación escritos han sido desde la invención de la imprenta un mecanismo esencial de información, por su capacidad de ser fuente creíble que permite mantener al día juicios y visiones en relación con el futuro. Los primeros periódicos aparecieron a comienzos del siglo XVII en Francia, España e Inglaterra ([Sánchez Sánchez \(2012\)](#)) y en el siglo XVIII en Estados Unidos. En el siglo XX la prensa y el periodismo local toma la forma de un mercado de noticias, que contiene narrativas con capacidad para influir sobre la matriz de decisiones de los individuos y, por ende, afectar el desarrollo económico y social del país ([Bernabeu, \(2002\)](#)).

El desarrollo explosivo que han tenido estas narrativas ha acelerado la necesidad de identificar sus contenidos para integrarlos eficazmente con los fenómenos económicos. Respondiendo a estos desafíos, ha surgido con gran fuerza en los últimos años el análisis computacional de textos mediante el cual es posible extraer información relevante de textos no estructurados y transformarlos en información estructurada. El incremento de la capacidad de procesamiento a través de computadores ha permitido crear algoritmos aplicables al lenguaje y reducir considerablemente los tiempos y costos de procesamiento.

Este avance técnico, a su vez, ha permitido generar importantes innovaciones en los modelos de *nowcasting*. Las estadísticas de actividad oficiales requieren de tiempos de generación y compilación, por lo que su disponibilidad tiene rezagos. La literatura en este campo ([Banbura, Giannone, & Reichlin \(2011\)](#)) se ha orientado hasta ahora a predecir la trayectoria de las variables económicas por medio del uso combinado de indicadores de actividad con indicadores de encuestas a empresas y consumidores. Sin embargo, más recientemente, estudios como el de [Kalamara, Turrell, Redl, Kapetanios, & Kapadia \(2020\)](#) y [Thorsrud \(2016\)](#) han dejado en evidencia que el desempeño de estos modelos logra mejorarse al considerar información proveniente de noticias de prensa, por su disponibilidad en tiempo real y su valor predictivo en períodos de tensión económica.

La principal contribución de este trabajo se centra precisamente la generación de un indicador de alta frecuencia construido en tiempo real sobre la base de la lectura computarizada de las noticias en Chile, con capacidad predictiva respecto de la evolución de la coyuntura, del ciclo y de la trayectoria de los niveles confianza en la economía. Se utiliza una base de datos de cerca de 935 mil noticias contenidas en seis principales periódicos del país para el período 2015-2020.

Se contribuye también con la generación de un diccionario en español elaborado a partir de la misma base de datos de noticias, extenso en el número de vocablos etiquetados, comparable al de sus pares en inglés, complejo por su variedad de formas gramaticales, testeado en una muestra de noticias etiquetadas manualmente y robusto a las pruebas estadísticas en noticias.

El documento se ordena de la siguiente forma. La sección 2 contiene una síntesis de la investigación relacionada, la sección 3 presenta una descripción de los medios de prensa utilizados para crear el IS-News y su transformación en una base de datos apta para realizar minería de textos, la sección 4 presenta la construcción del diccionario para leer noticias de prensa, la sección 5 presenta la construcción de un set de noticias etiquetado manualmente, la sección 6 describe la construcción del IS-News, la sección 7 presenta los resultados del IS-News y su correspondencia con indicadores económicos para cerrar con las principales conclusiones.

2. REVISIÓN DE LA INVESTIGACIÓN RELACIONADA

El Análisis de Sentimiento es una herramienta de *text mining* que permite obtener data cualitativa en tiempo real, sin necesidad de recurrir a encuestas poblacionales. Constituye un campo de investigación que realiza un tratamiento computacional a opiniones y sentimientos contenidos en

textos. Su aplicación específica sobre noticias de prensa es relativamente reciente y su acelerada difusión se explica por su aporte al análisis y modelamiento económico, su capacidad de anticipar condiciones cambiantes y sus bajos costos de producción con respecto a las encuestas (Shapiro, Sudhof, & Wilson (2020)).

A partir de estas herramientas de análisis textual se pueden identificar dos áreas de investigación que abordan objetivos diferentes: la que detecta “intensidad” y la que detecta “tono”. Las medidas de intensidad se basan en el número de veces en que aparecen determinadas palabras en el texto, y ha sido extensamente difundido por Baker, Bloom, & Davis (2016) a través del “EPU” (*Economic Policy Uncertainty*). Este índice contabiliza el número de veces que palabras como incertidumbre o recesión aparecen en el texto analizado, similar a lo realizado por Altig et al. (2020), Cerda, Silva, & Valente (2016) y Becerra & Sagner (2020). Las medidas de tono, por su parte, denominadas “Sentiment Analysis” capturan el sentimiento de optimismo o pesimismo subyacente en los textos, utilizando léxicos amplios etiquetados y también herramientas de aprendizaje automatizado o *machine learning*. El área de investigación que aborda este documento detecta el tono de los textos de las noticias.

Debido a la relevancia de utilizar bases de datos con marcada polaridad de tono, una parte importante de la investigación en análisis de sentimiento utiliza documentos con alto contenido subjetivo y de juicio, como es el caso de los blogs, las redes sociales o las reseñas de productos. Las noticias de prensa, en tanto, no contienen esta misma densidad de tono ya que ellas buscan dar la impresión de objetividad (Balahur et al. (2013)). En este tipo de textos, el relato de juicios y polaridad frecuentemente se encuentra en la forma de opinión de terceros o bien en noticias que apelan a la opinión de terceros. La línea editorial puede decidir resaltar o moderar la textura final del mensaje, pero finalmente se da lugar a una estructura de discurso más compleja de analizar. Por ello, el éxito en lograr capturar la polaridad de una noticia radica en identificar correctamente el sentimiento implícito en ella (“*opinion mining*”), aislando el signo de la noticia en sí misma (Saberi & Saad (2017)).

Atendiendo a la ambivalencia que a menudo existe en estos textos, es decir, entre contenido de la noticia y el sentimiento respecto de ella, Balahur et al. (2013) investigan acerca de cómo ganar efectividad en su lectura. Sobre la base de 1.592 citas de artículos de periódicos en inglés, muestran que la coincidencia de los anotadores al etiquetar sube de 50% a 81% cuando se acuerdan algunas pautas específicas, como es identificar el tono de la noticia, con independencia de su contenido, aislar el juicio interno para etiquetar con mayor imparcialidad, evitar interpretaciones sobre lo que el texto quiere decir, para minimizar la subjetividad, y proceder a solo etiquetar aquellas citas con tono marcadamente visible.

Sin perjuicio de lo anterior, la identificación del tono de la noticia se hace especialmente complejo ante las estrategias especialmente diseñadas para atraer la atención de los lectores utilizadas por los medios. Reis et al. (2015) muestran que existe una estrecha relación entre la polaridad y la popularidad de las noticias, y que los titulares con un sentimiento negativo se correlacionan directamente con la popularidad de la noticia y la dinámica de los comentarios publicados por los lectores.

Pese a estas dificultades de calibración, el análisis de sentimiento cuenta con sus primeras publicaciones a comienzos de los 2000 y experimenta un crecimiento muy acelerado algunos años después. Utilizando el recuento de citas de *Google Scholar* y *Scopus*, Mäntylä, Graziotin, & Kuutila (2018) señalan que en 2000 solo existían 37 publicaciones en este ámbito, las que suben a alrededor de 7.000 en 2016. Los autores concluyen que lo que permitió este vertiginoso auge ha sido la posibilidad de analizar enormes volúmenes de textos con herramientas computacionales de minería de textos. Algunas de las investigaciones que nos parecen más relevantes se reseñan a continuación.

El trabajo publicado por la Reserva Federal de San Francisco ([Shapiro, Sudhof, & Wilson \(2020\)](#)) desarrolla una serie de tiempo que captura el sentimiento derivado de noticias extraídas de periódicos económicos entre 1980 y 2015. Con la generación de un modelo que combina diversos léxicos etiquetados reconocidos internacionalmente, demuestran que el sentimiento de las noticias diarias es buen predictor de los índices de confianza basados en encuestas.

Por otra parte, la reciente investigación de [Aguilar, Ghirelli, Pacce, & Urtasun \(2021\)](#) construye un índice de sentimiento de frecuencia diaria basado en noticias de prensa española (DENSI). Este índice logra superar el desempeño del Indicador de Sentimiento Económico (ESI), que es uno de los más populares indicadores basados en encuestas de la Unión Europea. Concluye que el índice DENSI es significativamente mejor en la capacidad predictiva del PIB en el corto plazo y que ha sido más útil en predecir la crisis Covid-19. A diferencia de otros estudios, el índice de sentimiento calculado por estos autores no utiliza un diccionario o combinación de diccionarios, sino un *pool* de palabras que apuntan en un sentido positivo y otras en sentido negativo, asemejándose a la metodología de los EPU de [Baker, Bloom, & Davis \(2016\)](#).

La publicación de [Buckman, Shapiro, Sudhof, & Wilson \(2020\)](#) concluye que, al utilizar un indicador diario de sentimiento basado en noticias, se puede apreciar una fuerte caída causada por la creciente ola de noticias negativas relacionadas con el Covid-19. Lo importante de este hallazgo es que esta caída se produce con dos meses de anticipación respecto de las encuestas de confianza del *Conference Board's Confidence Index* y del *University of Michigan Index of Consumer Sentiment*.

[Song & Kyung-Shik \(2019\)](#) demuestran que, utilizando un simple análisis de sentimiento basado en léxicos etiquetados, los artículos de noticias económicas son una efectiva fuente de información para generar un indicador para la economía coreana. Sin embargo, señalan que las comparaciones internacionales de este tipo de índices son bastante difíciles de establecer, debido a las particularidades de cada del lenguaje, lo que demanda un procesamiento lingüístico más complejo.

El estudio de [Kalamara, Turrell, Redl, Kapetanios, & Kapadia \(2020\)](#) del Banco de Inglaterra muestra que, con la información extraída de tres periódicos populares no especializados en mercados financieros del Reino Unido, se pueden mejorar las proyecciones económicas referidas al producto, inflación y desempleo. Indican que estas mejoras se logran dependiendo de las metodologías utilizadas, y que los resultados más sobresalientes se logran en los períodos de estrés económico y combinando técnicas de contabilización de palabras con *machine learning* supervisado.

La investigación de [Larsen & Thorsrud, \(2015\)](#) confirma la creencia generalizada de que los cambios en las expectativas provocadas por las noticias es un importante impulsor autónomo de fluctuaciones económicas. Utilizando los principales periódicos de negocios de Noruega, los autores identifican los tópicos con mayor poder predictivo, con los cuales elaboran un índice agregado y muestran que los cambios inesperados en dicho índice causan fluctuaciones importantes y persistentes en los mercados, sobre todo en los crediticios.

[Cruz, Peralta, & Ávila \(2020\)](#) utilizaron lingüística computacional para analizar el Informe de Percepciones de Negocios del Banco Central de Chile (IPN), generando un índice con elevadas correlaciones con indicadores de confianza empresarial y económica.

Finalmente, los bancos centrales también han incorporado cada vez más la comunicación escrita como una forma importante de difundir la orientación de su política. Utilizando lingüística computacional, el Fondo Monetario Internacional ([International Monetary Fund \(2018\)](#)) demuestra que el tono de los mensajes escritos incide en el extremo corto de la curva de rendimientos y también en las tasas de interés de mediano y largo plazo, y que el uso eficaz de esta comunicación puede dar mayor margen de maniobra a la política monetaria ante *shocks* transitorios en la inflación. [Hansen, McMahan, & Prat \(2018\)](#) muestran que la mayor transparencia que se aplica en la

comunicación externa del *Federal Open Market Committee* (FOMC) cambia la forma de transmitir los mensajes, pero no la formulación de su política monetaria.

3. CARACTERIZACIÓN DE LAS NOTICIAS PARA CREAR UN ÍNDICE DE SENTIMIENTO

La formulación del IS-News se basa en la lectura y procesamiento de los principales medios de prensa impresos en el país, de periodicidad diaria y cobertura nacional e internacional, a saber: El Mercurio, La Tercera, Pulso, La Segunda, Diario Financiero y Estrategia². Se descartaron los medios impresos regionales³, debido a que su cobertura no es nacional, como también aquellos con menor periodicidad (semanales o quincenales), ya que el índice se basa en datos de alta frecuencia. La base de datos para la construcción del índice proviene de información generada por NexNews.

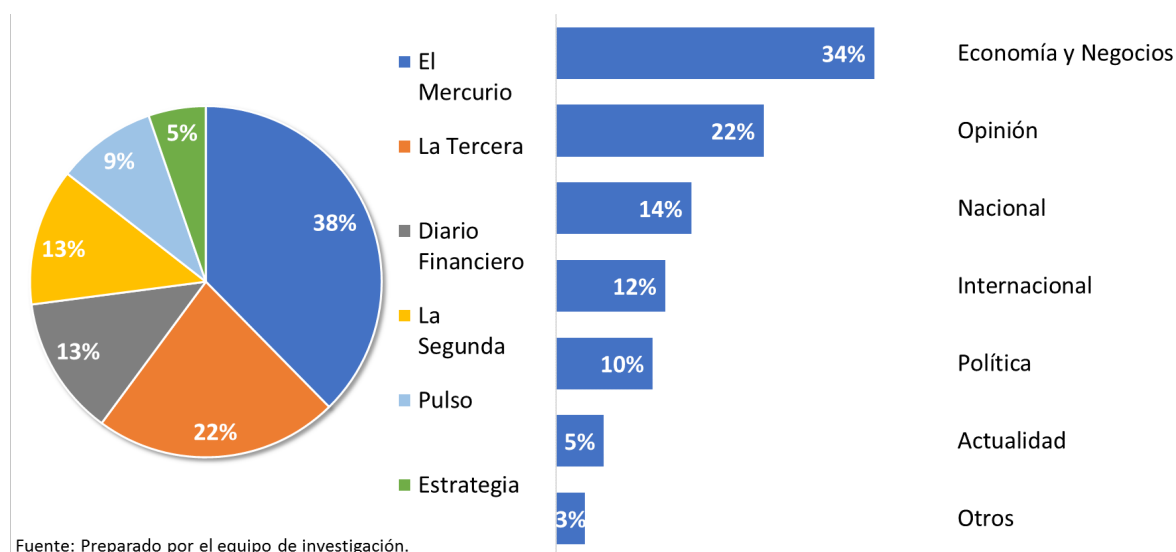
Pese a la instantaneidad e inmediatez que caracteriza a los medios *on-line*, se optó por trabajar con los medios de prensa impresos debido a las ventajas que presentan para efectos de calibrar adecuadamente la orientación de tono de las noticias. La más relevante es que el formato impreso debe atravesar por filtros más exigentes de verificación y edición, lo que contribuye a elevar el grado de confiabilidad de las publicaciones.

Estos medios también incluyen, por lo general, análisis más profundos y diversos de los eventos noticiosos, además de columnas de opinión y editoriales con alto contenido de tono emocional. Los lectores de estos medios impresos, por su parte, enfrentan menores instancias distractoras de lectura (*finishibility*⁴), lo que ha contribuido a mantener su relevancia como medio informativo.

Ilustración 1

NOTICIAS SEGÚN MEDIO Y SECCIONES, 2015-2020

(base filtrada, % del total de noticias por medio)



² A fines de 2016, este medio inicia su publicación solo en medios digitales, por lo que a partir de esa fecha deja de formar parte de la base de datos.

³ Medios relevantes para construir bases de datos para índices de sentimiento regionales.

⁴ Término acuñado en 2015 por directivos de grupos editoriales para indicar la cualidad de los medios impresos de retener la concentración de sus lectores, evitándole el avisaje interpuesto o el acceso a información adicional distractora.

El número de noticias de los medios seleccionados totaliza 935 mil para el período bajo estudio (entre 2015 y 2020). En este lapso quedan incluidos dos eventos de gran impacto en la economía chilena: la crisis social de octubre de 2019 y la llegada de la pandemia en marzo de 2020. Esta base fue depurada (ver sección 3.1), con lo cual su tamaño se reduce a 417 mil noticias, que incluyen las secciones de Economía y Negocios, Nacional, Internacional, Política, Actualidad y Opinión (Ilustración 1).

En esta nueva base, las secciones de “Economía y Negocios” y “Opinión” son las de mayor relevancia, ya que concentran ambas en promedio un 56% del total de noticias, en tanto que las secciones “Nacional”, “Internacional” y “Política” representan cada una del orden del 12%. Según medio, las noticias en El Mercurio y La Tercera representan el 60% del total de la base, en tanto que Diario Financiero, La Segunda, Pulso y Estrategia, representan el 40% restante (Ilustración 1).

3.1. FORMACIÓN DE LA BASE DE DATOS

Cada una de las noticias de la base de datos contiene título, bajada, fecha, medio periodístico, sección del medio, cuerpo y, en algunos casos, recuadros o información adicional. Para poder contar con una base de datos apta para ser utilizada en la elaboración del índice IS-News, fue necesario aplicar los siguientes procesos de agrupación, limpieza y filtrado:

- Descarte de las noticias muy breves o demasiado extensas⁵, con el fin de eliminar aquellas que pueden ser muy ruidosas, ya sea porque son réplicas de otras o porque son muy extensas y distorsionan la medición del índice en el día correspondiente.
- Agrupación de secciones, lo que permite descartar aquellas no relacionadas con economía y negocios (deportes, ciencias, suplementos especiales, espectáculos y misceláneas)⁶.
- Aplicación de diversos filtros sobre las secciones de la base de datos. La versión con la que se obtienen los mejores resultados para la generación del IS-News es aquella que combina las secciones económicas y de opinión (241 mil noticias)⁷.
- Finalmente, utilización de la librería *spaCy* de *Python* para poder aplicar diversas técnicas de *Natural Language Processing* (NLP) como lematización, *POS-tagging* o reconocimiento de entidades. Este procesamiento del texto contribuye a facilitar la posterior construcción del diccionario, ya que reduce la dimensión del universo de términos a etiquetar y facilita la identificación de contextos en que se utilizan las palabras. Como se verá al analizar la construcción del diccionario, esto se hace especialmente útil cuando existe disenso respecto de la orientación de tono de los lemas y la selección de las etiquetas⁸.

4. CONSTRUCCIÓN DE UN DICCIONARIO PARA LEER NOTICIAS

Las técnicas más comúnmente utilizadas para realizar Análisis de Sentimiento (AS) son, por una parte, las de aprendizaje computacional (*Machine Learning*) que abarcan una amplia gama de modelos estadísticos capaces de aprender sobre voluminosas bases de datos y generar modelos que predicen el tono en los textos. El potencial predictivo de esta técnica la hace especialmente

⁵ Que contengan menos de 100 palabras (resúmenes de noticias, breves) o más de 2.500 palabras (reportajes o entrevistas).

⁶ En la base original se encuentran más de 27.000 secciones, de las cuales se descartan las no deseadas mediante la búsqueda de palabras claves relacionadas con la sección (como, por ejemplo, fútbol, deportes, tenis o similares para detectar noticias del ámbito deportivo).

⁷ Una forma alternativa de clasificación, menos intensiva en trabajo humano, es la aplicación de modelamiento de tópicos como *Latent Dirichlet Allocation*. Sin embargo, dado su alto costo en tiempos de procesamiento, es campo de futuras mejoras para este proyecto.

⁸ Esta aplicación de la librería *spaCy* no está exenta de costos; el tamaño de la base de datos aumenta en alrededor de 100 veces, por lo que demanda significativos refuerzos de la capacidad computacional.

ventajosa, pero su bondad depende del set de entrenamiento, que debe ser voluminoso y complejo para aprender sobre los léxicos unitarios del lenguaje, así como de las oraciones simples y complejas.

Un segundo grupo de técnicas de uso común para realizar AS, son aquellas que utilizan léxicos previamente etiquetados. Este enfoque se basa en una selección de términos que reflejan una clara orientación de sentimiento y que pueden ser etiquetados. A diferencia del *Machine Learning*, no se basa en algoritmos, sino en diccionarios semánticos que contienen términos clasificados con valencias. Las palabras con valencias positivas son utilizadas para recoger estados deseados y aquellas con valencias negativas, estados indeseados. De esta forma, se detectan en el texto las palabras que están contenidas en el léxico etiquetado, y se suman de acuerdo con la polaridad correspondiente. Estas técnicas son la que se utilizan en esta investigación.

En inglés, la disponibilidad de léxicos etiquetados es abundante, y con diseños específicos según tipos de textos a leer, como pueden ser los financieros y económicos, prensa, marketing, psicología, actividades de esparcimiento o bien tipos generales. Esto incluso permite originar otros diccionarios que resultan de la combinación de léxicos etiquetados con diseños específicos, como se presenta en [Shapiro, Sudhof, & Wilson \(2020\)](#) para la lectura de noticias económicas en EE.UU.

En español, estos recursos con valencias asignadas son aún escasos, lo cual dificulta obtener la necesaria sintonía entre el léxico etiquetado y los textos que conforman los datos. Atendiendo a esta limitación, esta investigación ha generado un léxico etiquetado voluminoso y hecho a la medida para leer noticias de prensa en el país.

Existen fundamentalmente dos aproximaciones para resolver el dilema de qué forma crear un léxico apto para realizar Análisis de Sentimiento ([Medhat, Hassan, & Korasky, \(2014\)](#)):

- Creación de un léxico de corpus, que resuelve con gran efectividad el problema de encontrar las palabras de opinión, conforme con la especificidad de contexto, pero requiere contenidos con fuerte orientación de tono. Puede aplicarse utilizando una lista inicial de palabras semilla, que luego se completa secuencialmente con otras palabras con polaridad a través de métodos semánticos. Tiene mejor aplicación en temas muy específicos, que dan la forma al corpus de características o dimensiones específicas (por ejemplo, corpus relacionados con seguridad, fiabilidad, textos en redes sociales ([Cruz Cornejo, \(2017\)](#))).
- Creación de un léxico de diccionario de propósito, que no exige un volumen determinado de datos, pero puede presentar la dificultad de asociar el tono de las palabras con el contexto específico de análisis (noticias económicas y financieras, por ejemplo) y que es más exigente con el uso de calibraciones humanas. Esta forma de construir el léxico fue la que se utilizó en esta investigación para crear el diccionario IS-News, la que fue perfeccionada con el uso de algoritmos para reconocer contextos (Sección 6.2).

4.1. METODOLOGÍA PARA CREAR UN DICCIONARIO

La metodología para crear un diccionario en español estuvo compuesta por varias etapas secuenciales, todas ellas referidas a bases de datos de noticias en español. No hubo incorporación de otras palabras provenientes de otros diccionarios en español o de diccionarios en inglés traducidos. Es decir, los términos etiquetados se obtuvieron en su totalidad de las mismas noticias de prensa, con el fin de lograr un diccionario de dominio específico.

Las etapas fueron resumidamente las siguientes:

- Utilización de la librería *spaCy* de *Python*, con la cual se logra identificar la clase gramatical⁹ y el lema de cada palabra, así como guardar el registro de la noticia donde aparece. Con este procesamiento, el tamaño de la base original se multiplica aproximadamente por cien¹⁰, debido a que cada palabra contiene un nuevo set de información lingüística.
- Con el fin de evitar la dificultad de procesar de una sola vez esta base de datos densificada, se opta por subdividirla en forma aleatoria y trabajar las partes una a una hasta cubrir la base completa. Es decir, para obtener los términos que originan el diccionario, se aborda la base de datos en forma parcelada, con el propósito de facilitar el procesamiento computacional que demanda la base completa.
- La subdivisión de la base se realiza seleccionando aleatoriamente¹¹ noticias equivalentes aproximadamente al 10% del total de la base (47 mil noticias), en la forma de un muestreo sin reemplazo¹². El procesamiento de la primera muestra aleatoria de noticias permite identificar un total de 9.596 términos y la segunda muestra aleatoria, comparada con la primera, tiene sólo 325 términos nuevos (3,4%). Por este motivo, se descarta procesar una tercera muestra, debido a la baja probabilidad de agregar nuevos vocablos. De esta forma, con 90 mil noticias recogidas aleatoriamente se cubre el universo de términos que dan origen al diccionario etiquetado.
- La identificación de los términos (verbos, adjetivos y adverbios) en las muestras aleatorias se realiza mediante las funciones de lematización y etiquetado gramatical (*POS tagging*) computacional de *spaCy*. El universo completo de palabras únicas encontradas en las dos muestras fue de 9.921, de las cuales 7.616 se seleccionan para etiquetar, ya que 2.305 se descartan por su baja frecuencia¹³.
- Finalizado el proceso indicado en los puntos anteriores, se procede a etiquetar el conjunto de palabras únicas con tonalidad positiva, negativa o neutra por cada integrante del equipo de investigación. Siguiendo las recomendaciones internacionales [Balahur, et al. \(2013\)](#), se uniforman los criterios de etiquetado, en términos que se valúen solo aquellas palabras con una clara tonalidad, que se etiqueten con neutralidad aquellos términos con dos o más acepciones divergentes o aquellas con acepción difusa.
- Finalizado el proceso de etiquetado manual, se decide mantener las etiquetas de las palabras en las que hubo 100% de coincidencia y, para aquellas en que hubo coincidencias parciales, se decide mantener solo en caso de que la valuación discrepante no fuera opuesta.
- Para los demás casos, en que la divergencia fuera mayor, el equipo procede a reevaluar palabra por palabra, analizando los contextos en los que se utilizan los términos.

El resultado de esta metodología es la generación de un diccionario etiquetado¹⁴ con valencias distintas de cero, basado en noticias de prensa, con un total de 5.419 lemas y sus derivaciones¹⁵, de los cuales 374 son lemas únicos (257 verbos, 67 adjetivos y 50 adverbios) (Ilustración 2; Apéndice 1).

⁹ Tales como verbos, adjetivos, adverbios, sustantivos y artículos, además de nombramiento de entidades o localidades.

¹⁰ La base completa de noticias, incluyendo las funcionalidades agregadas por *spaCy*, tiene un tamaño de alrededor de 100GB.

¹¹ Para que la muestra sea representativa, la selección aleatoria incluye la dimensión de medios, secciones y fechas y ella se realiza de forma estratificada, es decir, conservando la proporcionalidad que tienen en la base completa.

¹² El muestreo sin reemplazo es aquel que se realiza sin devolver a la base de datos las noticias que se van eligiendo para construir la muestra.

¹³ Palabras con muy poca frecuencia, presentes en menos de seis noticias de la muestra, pueden representar errores o ser irrelevantes en el cálculo del indicador.

¹⁴ El diccionario se encuentra disponible en el siguiente [vínculo](#).

¹⁵ Las derivaciones constituyen conjugaciones, palabras en plural, tiempos verbales, entre otros. Cada verbo del diccionario tiene asociado un promedio de veinte derivaciones; por ejemplo, aumentar, vs aumentado, aumentando, aumentó, aumentará, aumentaría, etc.

Ilustración 2

PRINCIPALES DICCIONARIOS COMPLEJOS ETIQUETADOS

(con valencia positiva y negativa)

DICCIONARIO	DOMINIO	IDIOMA	PALABRAS ETIQUETADAS (total formas flexionadas)
Hu-Lui (HL)	Reseña de películas	Inglés	6,789
IS News	Noticias de prensa	Español	5,419
Harvard General Inquirer (GI)*	Inglés general	Inglés	4,206
Loughran-McDonald (LM)*	Reportes financieros de empresas	Inglés	2,683
Informe de Percepciones de Negocios Banco Central de Chile (IPN BCCh)	Reportes económico-financieros	Español	774
Informe de Estabilidad Financiera Banco de España (IEF BdE)	Reportes económico-financieros	Español	565
Informe de Estabilidad Financiera Banco Central de Chile (IEF BCCh)	Reportes económico-financieros	Español	361

* Estos diccionarios contienen categorías adicionales a positivo y negativo, lo que significa que una palabra puede pertenecer a varias otras categorías diferentes, como "grado de incertidumbre", "poder", "fortaleza" ente otras. En el LM, se contabilizan alrededor de 1553 palabras en otras categorías, lo que da origen a un total de 4.236 palabras etiquetadas en todas las categorías. El diccionario GI contiene 26 categorías, y un total de 11.788 palabra etiquetadas en todas las categorías. Nótese que una misma palabra puede estar contabilizada varias veces; el vocablo "about" está contabilizado siete veces, porque está etiquetado en siete categorías diferentes.

La extensión de este diccionario se compara favorablemente con otros diccionarios en idioma inglés, populares en AS, como es el Harvard General Inquirer (GI), que tiene una extensión de 4.206 palabras y de propósito general desarrollado por la Universidad de Harvard. También se compara positivamente con el Loughran-McDonald (LM), que es algo más reducido que el GI, con un total de 2.683 palabras, y que tiene la particularidad de ser para el dominio específico de economía y finanzas. El diccionario Hu-Lui (HL), por su parte, cuenta con un total de 6.789 términos, pero debido a que se crea desde revistas con reseñas de películas, limita su uso en el área económico-financiera¹⁶.

En español, los recursos de léxicos etiquetados para hacer análisis de sentimiento son más escasos. No obstante, entre los más populares se encuentra la versión traducida al español del *SentiStrength*, diseñado específicamente para el contexto de redes sociales. También el diccionario creado por [Diaz Rangel, Sidorov, & Suárez Guerra \(2014\)](#), el que presenta un repertorio propio con más de 2.000 términos, clasificados en seis emociones básicas: alegría, enojo, miedo, tristeza, sorpresa y repulsión, asociadas a una probabilidad de ser utilizada con un contenido emocional ([Pérez Albertos \(2018\)](#)).

Por último, se distinguen tres diccionarios en español creados para el dominio específico de informes económicos y financieros. Es el caso del diccionario para el Informe de Estabilidad Financiera del BCCh ([Becerra & Cruces \(2021\)](#)), de su par en el Banco de España ([Moreno Bernal & González Pedraz, \(2020\)](#)) y del Informe de Percepciones de Negocios del BCCh ([Cruz, Peralta, & Ávila \(2020\)](#)). Estos diccionarios altamente específicos se caracterizan por tener palabras con connotaciones exclusivas que difieren incluso de otros diccionarios para contextos financieros. Por ejemplo, la palabra morosidad puede tener una connotación negativa, pero en un informe de estabilidad financiera, puede ser neutra.

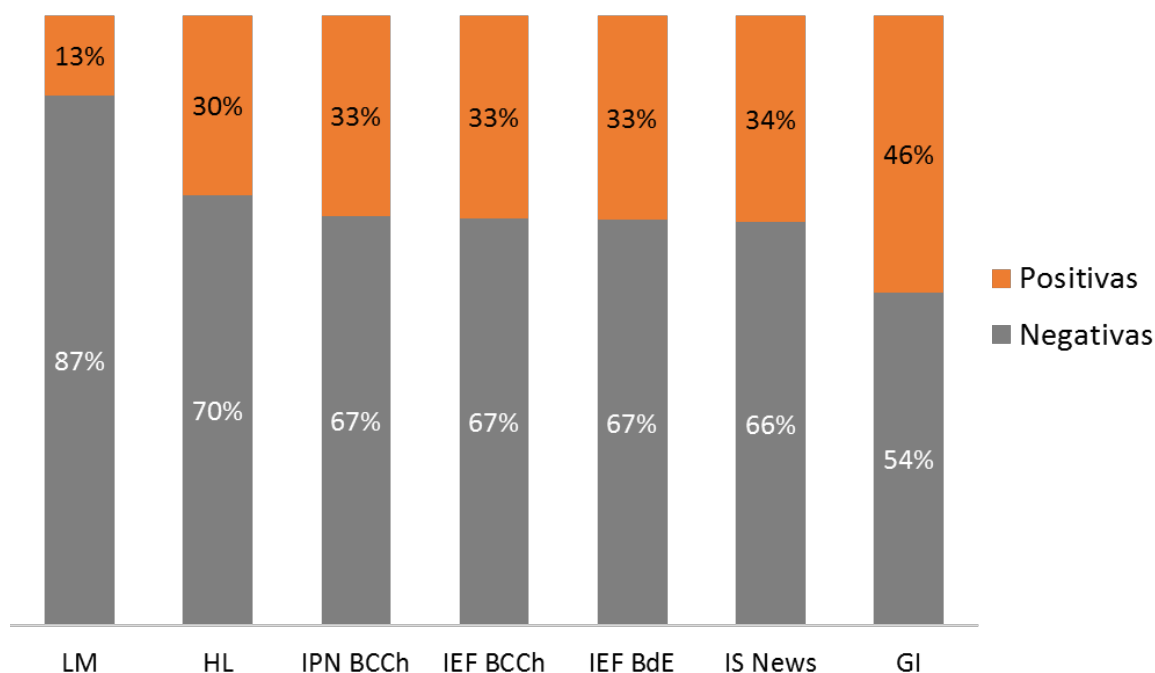
¹⁶ Esta comparación debe hacerse habida consideración de que las derivaciones o formas flexionadas en inglés son menos numerosas que en español.

Al analizar el resultado de las valencias negativas y positivas en cada uno de los diccionarios mencionados previamente, se aprecia que las etiquetas negativas en el IS-News representan el 66% del total de palabras con valencias no neutras, similar a lo que muestran los otros dos diccionarios en español (IPN e IEF), y al HL (Ilustración 3). La prevalencia de las etiquetas negativas por sobre las positivas es coherente con el hallazgo de [Reis, et al. \(2015\)](#) (sección 2).

Ilustración 3

PALABRAS CON ETIQUETAS EN DICIONARIOS SELECCIONADOS

(con valencia positiva o negativa)



4.2. LIMITACIONES EN EL USO DE DICIONARIOS PARA LA CLASIFICACIÓN DE TEXTOS

Los diccionarios valuados suelen ser creados en forma manual, lo cual, si bien otorga fiabilidad, lo transforma en una tarea altamente intensiva en el uso de tiempo. Aun así, es necesario tener presentes algunas limitaciones asociadas a su efectividad para realizar Análisis de Sentimiento ([Mechulam Burstin & Salvia Varela, \(2018\)](#)), como las que se mencionan a continuación:

- Identificar y etiquetar correctamente el tono de las palabras, atendiendo a los contextos en que son utilizadas. En efecto, una determinada palabra puede tener una orientación de sentimiento neutra en un contexto económico, pero negativa en uno científico o legal, o viceversa. Utilizando una muestra de informes financieros de empresas (10-K¹⁷) en Estados Unidos entre 1994 y 2008, ([Loughran & McDonald, \(2011\)](#)) muestran que casi tres cuartas partes de las palabras identificadas como negativas por el diccionario GI, normalmente no se consideran negativas en contextos financieros, tales como pasivo, depreciar, impuestos o costos.
- Los textos, oraciones o frases, pueden tener una polaridad afectiva, aun cuando no contengan

¹⁷ 10 K es un informe financiero anual de sociedades que transan sus títulos en bolsa en EE. UU. cuyo contenido aborda mayores detalles que aquel que se envía anualmente a los accionistas, y que es requerido por la Comisión de Valores de EE. UU. (SEC).

un término que exprese en sí mismo un sentimiento negativo (mi ropa se mojó con la lluvia).

- Por el contrario, pueden existir oraciones o frases que no contengan una polaridad afectiva, pero que sí incluyen palabras con polaridad (¿qué tan mal quedó mi ropa con la lluvia?).
- La escritura informal, con ironías o sarcasmos, que a menudo se constituyen en textos ambiguos, puede llevar también a una lectura errónea (ni hablar cómo quedó mi ropa con la lluvia).
- La contraposición en la polaridad, en que, en una misma oración o texto, no sea distinguible una polaridad única, sino por el contrario, se superponen dos polaridades contrapuestas (mi ropa quedó destruida, pero no importa porque estaba muy desgastada).

Sin perjuicio de estas limitaciones que afectan en general a los diccionarios, se pueden realizar pruebas de robustez para garantizar que la efectividad del diccionario no esté vinculada a ningún término o grupo de términos en particular, lo que es analizado en la sección 7.1.

5. CONSTRUCCIÓN DE UN SET DE NOTICIAS CON ETIQUETADO MANUAL

Con el objetivo de evaluar la capacidad predictiva del diccionario IS-News, se realiza un proceso de etiquetado manual de un set de noticias, de similar característica al realizado en [Shapiro, Sudhof, & Wilson, \(2020\)](#). Este proceso se lleva a cabo por medio de una encuesta a un grupo de 23 investigadores del BCCh, que clasifican manualmente 840 noticias según la polaridad de sentimiento que detecten de su lectura. Las 840 noticias son seleccionadas aleatoriamente desde la base de datos que utiliza la investigación, considerando algunos criterios específicos:

- Noticias con un mínimo de 200 palabras y un máximo de 400 palabras, con el fin de evitar textos demasiado breves, que pudieran carecer de una clara polaridad, o bien muy extensos, que complejicen la definición de una etiqueta al investigador.
- Noticias que contengan palabras claves tales como mencionó, explicó, dijo, escribió, señaló y similares, debido a que este tipo de textos contiene más frecuentemente una determinada polaridad de sentimiento, sintetizada en la forma de opinión de terceros.
- Noticias seleccionadas en forma aleatoria, estratificadas por año, con el propósito de no alterar la disposición original de las noticias en la base de datos.

La aplicación de la encuesta se lleva a cabo en la plataforma electrónica¹⁸, en la cual se indica a cada investigador las instrucciones para el etiquetado de noticias y el estado de avance del proceso de evaluación. Se solicita que, tras la lectura de cada noticia, se identifique la polaridad del texto, en una escala de cinco niveles, desde un mínimo, muy negativo, a un máximo, muy positivo.

En las instrucciones se señala el criterio general para clasificar la polaridad del texto, indicándose la relevancia de diferenciar el sentimiento del contenido propiamente tal de la noticia. Esta precisión es importante porque una determinada noticia puede comunicar un hecho en sí negativo, como, por ejemplo, “afortunadamente veremos una caída de la actividad menor a la prevista inicialmente”, pero que contiene un sentimiento positivo.

El proceso de etiquetado manual de noticias se realizó en cuatro etapas secuenciales, de forma de graduar la carga sobre los evaluadores. Cada evaluador debió etiquetar un total de 120 noticias en un lapso de alrededor de dos meses, y cada noticia fue etiquetada por cuatro evaluadores diferentes con el fin de reducir los sesgos de clasificación.

La Ilustración 4 muestra el histograma de las calificaciones manuales, las calificaciones automáticas

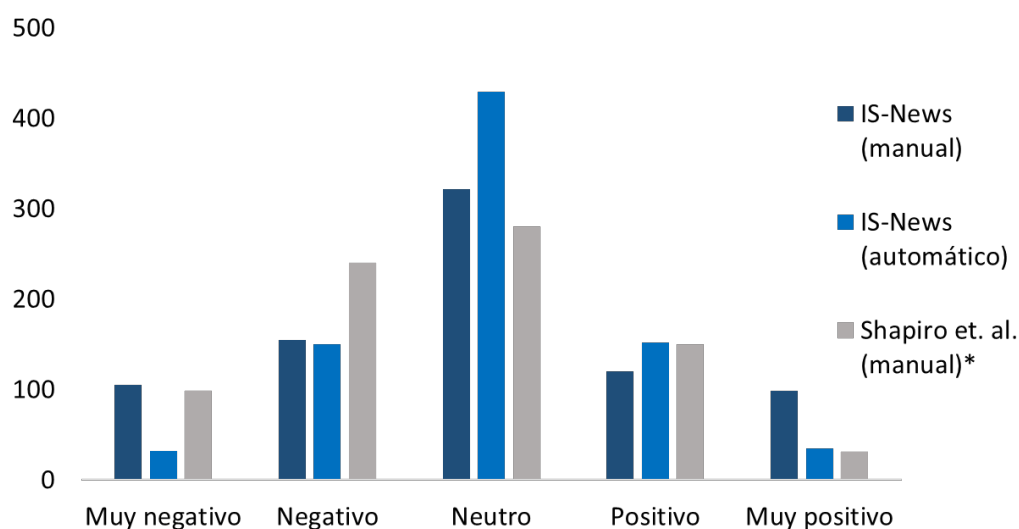
¹⁸ Facilitada por *Boostworld*, en el módulo de encuestas de la plataforma digital de *e-learning*.

de las noticias¹⁹ y un comparativo con el obtenido por similar ejercicio de etiquetado manual en Shapiro, Sudhof, & Wilson (2020). Los resultados muestran que la mayor frecuencia de clasificación se produce en noticias neutras (en particular en la clasificación automática), aunque con un sesgo hacia las categorías negativas, lo que es coherente con la evidencia internacional, que muestra un mayor énfasis en informar noticias negativas. A su vez, la distribución de calificaciones humanas del IS-News sigue una función normal con asimetría positiva (centrada en artículos considerados negativos) y un grado de curtosis leve.

Ilustración 4

HISTOGRAMA COMPARATIVO DEL ETIQUETADO DE SET DE NOTICIAS

(Etiquetado manual vs automático IS-News)



* Ajustado a escala del histograma en Shapiro et.al.

5.1. EVALUANDO LA PREDICTIBILIDAD DEL DICCIONARIO EN LAS NOTICIAS ETIQUETADAS

La evaluación de la capacidad predictiva del diccionario etiquetado se realiza contrastando la clasificación automática de noticias con aquella manual, de modo de conocer el grado de coincidencia de ambas evaluaciones. Para ello, se mide el coeficiente de Spearman y el estadístico *F1 macro score*²⁰ como medidas de bondad de ajuste. Para calcular esta última métrica, es necesario transformar los resultados del indicador automático desde su formulación continua a discreta, de forma de poder efectuar la comparación en el estándar del etiquetado manual²¹.

Luego, se contrastan los resultados de ambas clasificaciones de noticias, considerando las tres

¹⁹ Para convertir de formato continuo a discreto los resultados de la clasificación automática de noticias, se prueban diversas opciones para asignar valores en la categoría neutral, las cuales se detallan en la sección 5.1. Todas las opciones probadas arrojan resultados similares.

²⁰ El *F1 Macro Score* representa una media armónica de precisión ("*precision*") y recuperación ("*recall*"). Se utiliza como medida de exactitud ("*accuracy*") en problemas de clasificación con categorías desbalanceadas (por ejemplo, clasificación de noticias negativas, neutras o positivas), considerando que este indicador no subestima una categoría en particular ni tampoco la sobrestima.

²¹ Esta transformación se realiza agrupando los valores obtenidos en tres categorías de sentimiento de las noticias: negativo, neutro y positivo.

categorías de sentimiento señaladas previamente e identificando los porcentajes de coincidencia entre ambas clasificaciones.

La prueba estadística de correlación de Spearman da cuenta que es muy improbable que la clasificación manual y automática de noticias no estén correlacionadas (*p-value* cercano a cero; con un 95% de confianza). Por otra parte, el indicador de exactitud F1 arroja un valor de 0,47, lo cual indica que el 47% de las noticias tienen una clasificación manual y automática idéntica. La Ilustración 5 resume los resultados de las medidas de bondad de ajuste.

Ilustración 5

COINCIDENCIA ENTRE LA CLASIFICACIÓN MANUAL Y AUTOMÁTICA DE NOTICIAS

(Medidas de bondad)

BASE ETIQUETADA	ESTADISTICOS	
	SPEARMAN RANK	MACRO-F1
IS News discreto p80/20	-	0.473
IS News discreto p75/25	-	0.474
IS News discreto +-0.0050 neutro	-	0.474
IS News continuo	0.384 (p=0.000)	

Para extender el análisis de exactitud que entregan los estadísticos anteriores, se verifica en qué grado la clasificación manual y automática entrega etiquetas muy contrapuestas. Para ello se segmentan los resultados según los siguientes criterios: i) cuando la clasificación manual y automática es completamente opuesta, ii) cuando las diferencias son de un tono y, iii) cuando no existen diferencias de tono.

Según este análisis, los resultados son coincidentes con el indicador F1, al señalar que en un 49% de los casos no existen diferencias de tono entre el etiquetado manual y automático de noticias. También se muestra que en un 45% de los casos existe un cambio de tono hacia neutralidad, es decir, si de forma manual la noticia fue clasificada como negativa (o positiva), de forma automática fue clasificada como neutra, y viceversa. Así, en un 94% de los casos existe como máximo un grado de diferencia entre ambas fuentes. Por último, solo en un 6% de las 840 noticias se observaron resultados opuestos y en un 0,4%, un máximo grado de diferencia, esto es, si de forma manual la noticia fue clasificada como muy negativa, de forma automática fue clasificada como muy positiva, y viceversa (Ilustración 6).

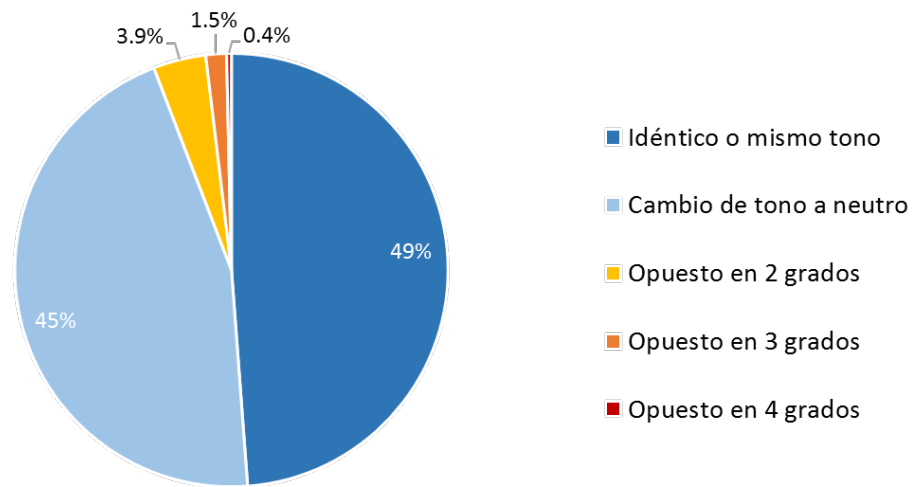
En consecuencia, en base a los resultados de los estadísticos de bondad de ajuste (en particular el coeficiente de correlación de Spearman), así como el análisis comparativo del etiquetado manual y automático en función de cambios de tono, es posible concluir que existe coincidencia estadística entre los resultados de ambas, otorgando bondad de ajuste al diccionario construido para el propósito.

En la sección 7.1 se muestran pruebas de robustez aplicadas al diccionario. Como veremos, hasta en las pruebas más exigentes, el diccionario probó ser robusto en sus resultados.

Ilustración 6

COMPARACIÓN DEL ETIQUETADO MANUAL VS AUTOMÁTICO DE NOTICIAS

(Resultados desde idéntico hasta completamente opuesto)

**6. CONSTRUCCIÓN DEL INDICADOR IS-NEWS DE ALTA FRECUENCIA**

El objetivo central de esta investigación es la construcción de una serie de tiempo, de frecuencia diaria, basada en noticias de prensa, utilizando el método de minería de textos denominada Análisis de Sentimiento.

Para calcular la serie se utilizan dos metodologías comúnmente encontrados en la investigación internacional. Una de ellas, que hemos denominado IS-News^{Dicc}, se basa exclusivamente en el uso del diccionario y las etiquetas manuales asignadas por los investigadores. La otra, que hemos denominado IS-News^{PMI}, utiliza un léxico de corpus desarrollado a partir del diccionario y que introduce una medida de probabilidad de que una determinada palabra esté asociada a un determinado sentimiento (*"Pointwise Mutual Information, PMI"*). En ambas metodologías la construcción de la serie de tiempo se formula según la siguiente secuencia:

1. Se detectan en las noticias de cada día las palabras con polaridad, siguiendo un algoritmo específico en cada metodología (SW, fórmula 1).
2. Se calcula la polaridad de cada noticia, también según un algoritmo específico (ISN, fórmula 1).
3. Se calcula un índice de sentimiento para cada día, que corresponde al promedio lineal de cada una de las noticias procesadas según la descripción del punto anterior (fórmula 2).
4. Se calcula un índice de base semanal, quincenal, mensual, o de la ventana de tiempo que se elija, calculando el promedio de los índices diarios de la ventana elegida (fórmula 3).

(1) SW, ISN = algoritmo de cálculo;

$$(2) ISD = \frac{\sum_{i=1}^n ISN_i}{n};$$

$$(3) \overline{IS}_t = \frac{\sum_{i=1}^t ISD_i}{t}; \text{ donde,}$$

SW = polaridad de una palabra w ;

ISN = índice de sentimiento de una noticia;

ISD = índice de sentimiento para un día;

IS_t = índice de sentimiento para período t ;
 n = cantidad de noticias por día;
 t = número de días del período analizado.

Los algoritmos con los que se deducen ambas series (IS-News^{Dicc} y IS-News^{PMI}) se analizan en las secciones siguientes. Los resultados, que se presentan en la sección 6, muestran que la metodología que utiliza el PMI tiene un mejor potencial predictivo en relación con la que utiliza solo el diccionario etiquetado.

6.1. METODOLOGÍA DE CÁLCULO DEL IS-NEWS^{Dicc} UTILIZANDO EL DICCIONARIO

El método más tradicional para generar un índice de sentimiento se basa en el uso de un diccionario etiquetado, lo que significa que la polaridad de cada palabra está determinada únicamente por el diccionario. Para poder elaborar la serie IS-NEWS^{Dicc} se requiere realizar lo siguiente:

1. Crear un algoritmo para detectar la polaridad por noticia, que suma palabras con etiquetas positivas y negativas. Se recorre el texto de cada noticia identificando los verbos, adjetivos o adverbios, buscándolos luego en el diccionario. Los vocablos de sentimiento pueden tomar los valores 1 (tono positivo) o -1 (tono negativo), los vocablos modificadores pueden tomar valores de 1.5 (intensifica el tono) o de 0.5 (atenúa el tono) y los de negación, un cociente de -1, que invierte la polaridad de las tres siguientes palabras contiguas.
2. Asignar etiquetas a nivel de cada oración, para lo cual se suman aquellas con polaridad asignada, se aplican los modificadores y negaciones, y se divide el resultado por la cantidad de palabras totales de la noticia, para evitar que noticias más extensas tengan un mayor peso sobre el índice de sentimiento. De acuerdo con ello, la fórmula para el índice de sentimiento de una noticia es la siguiente:

$$(1) \quad ISN = \frac{\sum_{i=1}^p SO_i}{q}$$

SO = sentimiento de una oración según algoritmo de cálculo;
 p = cantidad de oraciones en la noticia;
 q = cantidad de palabras totales de una noticia.

El índice de sentimiento para el día o la ventana de tiempo deseada se calcula con el promedio lineal de cada una de las noticias procesadas, según las fórmulas 2 y 3 de la sección anterior.

6.2. METODOLOGÍA DE CÁLCULO IS-NEWS^{PMI} UTILIZANDO UN LÉXICO DE CORPUS

La gran diferencia de esta metodología “*Pointwise Mutual Information*”, PMI ²², con la que utiliza solo el diccionario, radica en la forma en que se calcula la polaridad de cada palabra (SW). El PMI permite obtener una medida de probabilidad de que una determinada palabra esté asociada a un determinado sentimiento. Así, el valor asignado en forma manual a cada palabra según el diccionario es ajustado según el uso que se detecte en todo el corpus de noticias.

Por ejemplo, si una palabra positiva se encuentra con mayor frecuencia en noticias positivas, su valor se verá amplificado, pero si está más presente en noticias negativas, su valor se verá disminuido. En consecuencia, la aplicación del algoritmo PMI significa que el sentimiento asociado a una noticia (ISN) no solo depende de la etiqueta individual de cada palabra, sino también de su

²² La reponderación con PMI es una aproximación a métodos conocidos como modelos de espacio vectorial.

frecuencia relativa en el resto del texto. Para poder generar esta métrica, es necesario formar los siguientes vectores:

- Una clasificación de positividad, neutralidad o negatividad²³ para la totalidad de las noticias de la base de datos, según el diccionario etiquetado,
- Una matriz de coocurrencia entre cada una de las palabras del diccionario y la frecuencia en que aparecen en noticias positivas, neutras o negativas. Esta matriz conforma el PMI entre una palabra “w” y una categoría de sentimiento “c” (positivo, neutro o negativo), que aritméticamente se define de la siguiente forma:

$$(1) \text{ PMI}(w, c) = \log\left(\frac{p(w, c)}{p(w) * p(c)}\right), \text{ donde:}$$

$p(w)$ es la participación de la palabra w en el total de noticias;

$p(c)$ es la participación de la categoría c en el total de noticias;

y $p(w, c)$ es la probabilidad de que la palabra w en un contexto c aparezca en el total de noticias.

Por lo tanto, la fórmula para medir el sentimiento de cada palabra del diccionario $S(w_i)$, deja de ser la etiqueta del diccionario, y pasa a ser la diferencia entre el PMI positivo y el PMI negativo. El cálculo de sentimiento para cada noticia (ISN^{PMI}) también es específico a esta metodología, y corresponde al promedio lineal del sentimiento de las palabras medidas con PMI, según se señala a continuación:

$$(2) S(w_i) = \text{PMI}(w_i, POS) - \text{PMI}(w_i, NEG)$$

$$(3) ISN^{PMI} = \overline{S(w)}$$

Por último, las fórmulas correspondientes al índice de sentimiento para un día u otra ventana de tiempo son comunes a ambas metodologías, y se calcula como el promedio lineal de cada una de las noticias procesadas (fórmulas 2 y 3).

7. RESULTADOS DEL IS-NEWS Y RELACIÓN CON INDICADORES ECONÓMICOS

Para evaluar la utilidad del indicador de alta frecuencia IS-News se explora su capacidad de anticipar los indicadores de confianza tales como el Índice de Percepción de la Economía (IPEC²⁴), el Indicador Mensual de Confianza Empresarial (IMCE²⁵) y sus respectivos subíndices, el Índice de Confianza Empresarial (ICE²⁶), además de diversos registros de actividad, con el objeto de identificar aquellos con los que está mejor relacionado. También se explora su capacidad para anticipar *shocks* en la economía, cuya ocurrencia en el tiempo se indica en los gráficos mostrados en esta sección.

Además, se explora cuál es la fórmula de cálculo del IS-News que entrega el mayor valor predictivo, es decir, si aquella que utiliza exclusivamente el diccionario (IS-News^{Dicc}), o bien la que utiliza el léxico de corpus basado en el diccionario (IS-News^{PMI}). Los resultados para el período que comprende entre 2015 y 2020 muestran lo siguiente:

²³ Para ello se utiliza el algoritmo de cálculo detallado en la sección previa donde se asigna, según la distribución del ISN, la etiqueta positiva, neutra o negativa.

²⁴ Índice de Percepción de la Economía, IPEC por sus siglas, elaborado por GfK Adimark Chile. Se calcula mediante la aplicación mensual de un cuestionario estructurado a una muestra de 1.100 personas mayores de 18 años, residentes en las principales ciudades de Chile.

²⁵ Indicador Mensual de Confianza Empresarial, IMCE por sus siglas, elaborado por ICARE y Universidad Adolfo Ibáñez. Es un índice sintético de difusión que se aplica a 607 empresas en cuatro sectores (Industria, Minería, Comercio y Construcción) y se construye con la suma ponderada de los indicadores de dichos sectores.

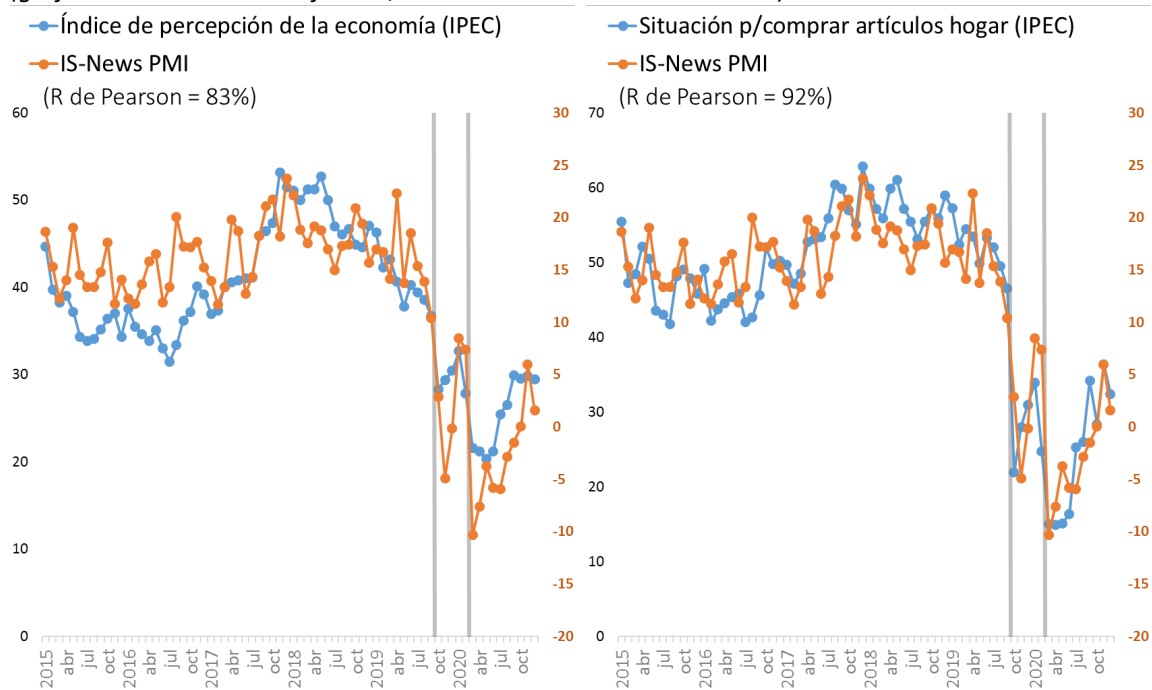
²⁶ Índice de Confianza Empresarial, ICE por sus siglas, elaborado por el Centro de Estudios de Economía y Negocios de la Universidad del Desarrollo, que mide el estado de la economía desde la percepción de los empresarios. Se elabora mediante encuestas a aproximadamente 300 gerentes generales, dueños de empresas o ejecutivos, mediante encuestas telefónicas o correos electrónicos.

- El coeficiente de correlación de Pearson²⁷ presenta, sin excepciones, valores significativamente superiores cuando el IS-News se calcula utilizando la metodología del PMI. Esto es coherente con el hallazgo de Shapiro, Sudhof, & Wilson (2020) en que la exactitud predictiva del indicador utilizando métricas de PMI es mejor en comparación con el elaborado con cualquier otro de los diccionarios *on-the-shelf* disponibles.
- Las correlaciones suben en forma prácticamente generalizada cuando se desfasan respecto de los indicadores de confianza y de actividad en alrededor de cuatro semanas y tienden a bajar cuando el desfase se aumenta a dos meses o se miden en forma contemporánea.
- Las mayores correlaciones del IS-News^{PMI} se encontraron, con desfase de un mes, con el “Índice de Percepción de la Economía” (IPEC) y dos de sus subíndices “situación para comprar artículos para el hogar” y “percepción de la situación económica actual de las empresas”, que presentan coeficientes de Pearson de 83% y 92%, y 85%, respectivamente (Ilustración 7). Esto da cuenta de que el IS-News^{PMI} tiene el mayor ajuste con indicadores que recogen la percepción de la población respecto de la situación económica presente y futura, así como de la disposición al consumo.

Ilustración 7

IS-NEWS^{PMI} VS INDICADORES DE CONFIANZA EN LA ECONOMÍA (IPEC): 2015-2020

(graficado con IPEC con desfase +1; R de Pearson calculado con IPEC+1)



- En relación con el Índice de Percepción de la Economía (IPEC), se aprecia que el IS-News logra captar con intensidad los dos *shocks* ocurridos en el período analizado, es decir, la crisis social de octubre de 2019 y la llegada de la pandemia a Chile en marzo de 2020, en sus momentos tanto de caída como de recuperación. La Ilustración 8 se focaliza específicamente en el período en que ocurren estos impactos (la serie de tiempo completa se presenta en la Ilustración 7), mostrando que ambos eventos comienzan a manifestarse en el IS-News aproximadamente en el mes

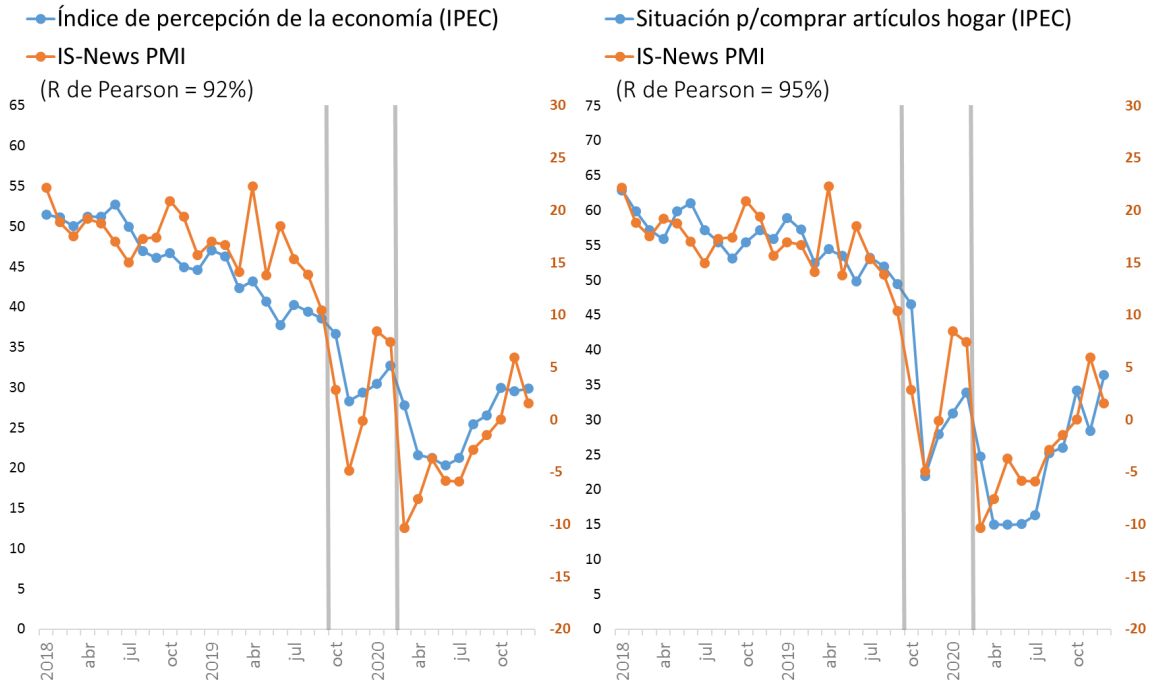
²⁷ Medida de fuerza de la dependencia lineal entre dos variables aleatorias cuantitativas, cualquiera sea la escala en la que se muestran. Representa una buena métrica cuando las muestras son de gran tamaño y la distribución corresponde a una curva normal.

cronológico previo al que lo reflejan los resultados de la encuesta. El coeficiente de Pearson para este período específico sube a 92% en relación con el Índice de Percepción de la Economía (IPEC) y a 95% con el subíndice “situación para comprar artículos para el hogar”. Algo similar ocurre en la fase de recuperación, principalmente durante la pandemia, en que el IS-News recobra nivel antes que lo hagan los indicadores de confianza.

Ilustración 8

IS-NEWS^{PMI} VS INDICADORES DE CONFIANZA EN LA ECONOMÍA (IPEC): 2018-2020

(gráfica con series contemporáneas; R de Pearson calculado con IPEC+1)



- Al analizar el IS-News^{PMI} en relación con indicadores vinculados a encuestas de confianza empresarial, se aprecia que las correlaciones son más débiles que con el Índice de Percepción de la Economía (IPEC). En efecto, el coeficiente de correlación medido respecto del indicador Mensual de Confianza Empresarial (IMCE) y sus índices sectoriales, oscila entre 50% y 60% y el Índice de Confianza Empresarial (ICE) se ubica en 73%. Solo es posible mencionar un par de excepciones en algunos subindicadores muy específicos del IMCE en los cuales el coeficiente de Pearson es más elevado, uno “situación actual general de la empresa” en el sector comercio y otro “expectativas de costos” en el sector construcción, en que, para ambos, el coeficiente de correlación se empuja a 81% (Ilustración 9).
- Al medir las correlaciones del IS-News^{PMI} con índices de actividad económica, se aprecia que ellas también son algo más bajas que las observadas con los índices de confianza en la economía. El coeficiente de Pearson marca un 78% con el Imacec, un 79% con el Imacec No-Minero y un 83% con el Imacec de Servicios, todos ellos desplazados un mes adelante respecto del IS-News. Con el Imacec del Comercio en particular, el coeficiente de correlación marca un valor muy reducido (46%), lo cual se relaciona con el impulso que toma el consumo en la fase de recuperación de la pandemia (segundo semestre de 2020), que no es recogido por el IS-News ni tampoco por el Indicador de Percepción de la Economía (IPEC) y sus subindicadores, que repuntan en forma más acotada (Ilustración 10).

Ilustración 9

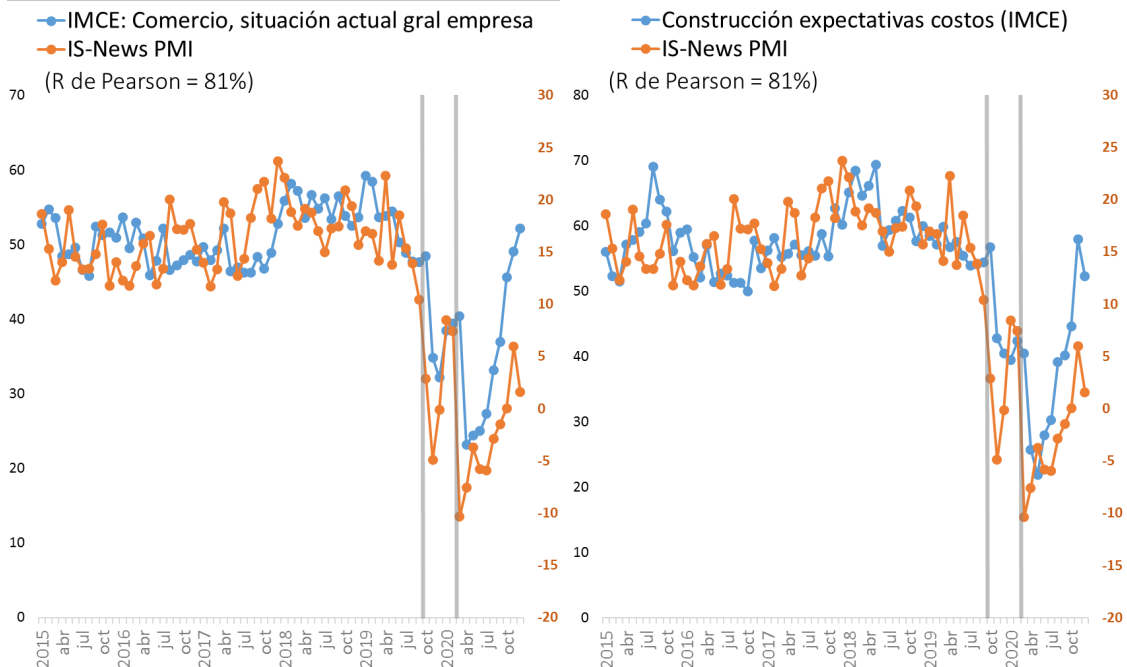
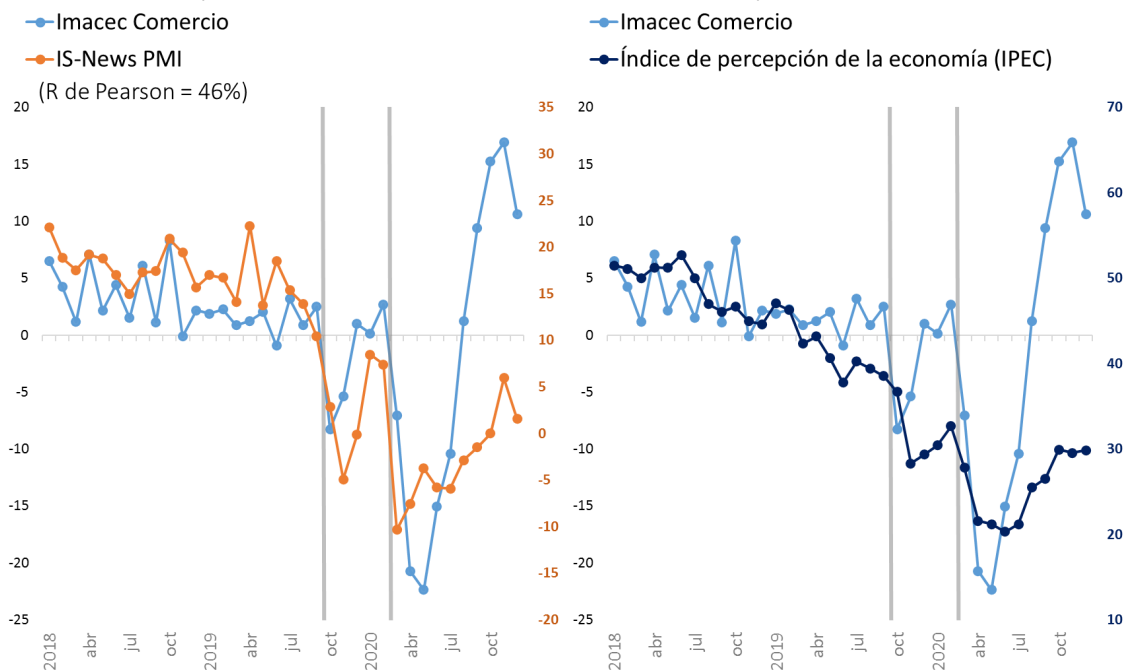
IS-NEWS^{PMI} VS INDICADORES DE CONFIANZA EMPRESARIAL (IMCE): 2015-2020*(series contemporáneas; R de Pearson calculado de IMCE+1)*

Ilustración 10

IS-NEWS^{PMI} VS IMACEC DE COMERCIO E ÍNDICE DE PERCEPCIÓN DE LA ECONOMÍA: 2018-2020*(series contemporáneas; R de Pearson calculada en series contemporáneas)*

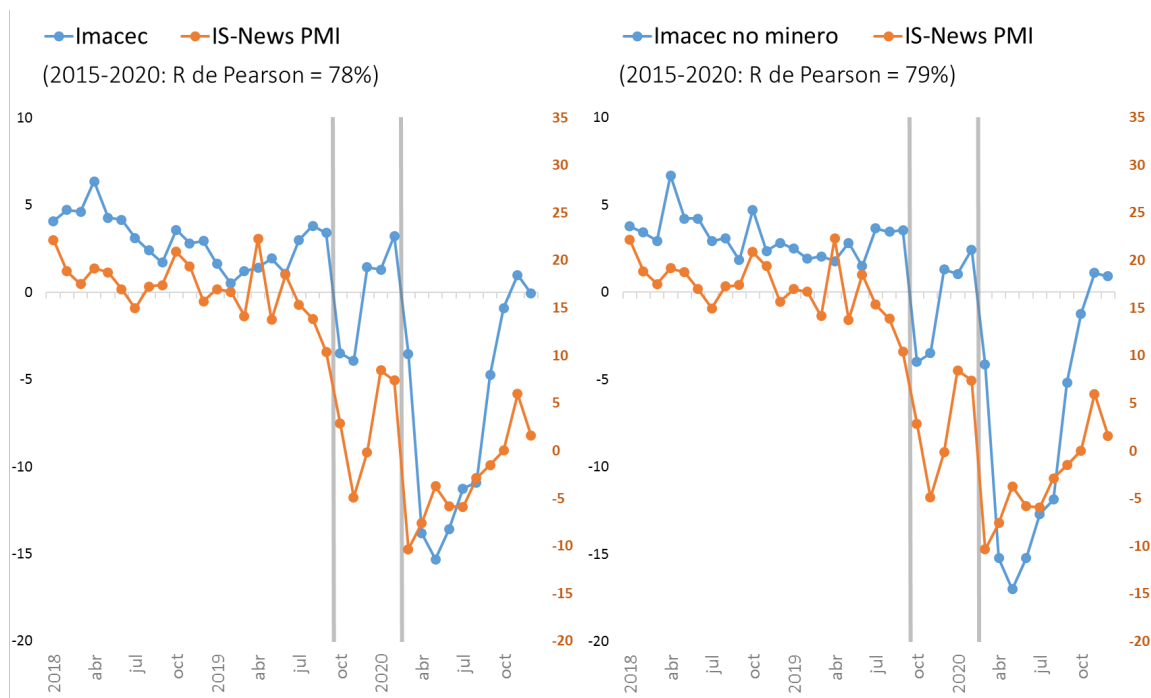
- Al igual que se observa con los indicadores de confianza, el IS-News^{PMI} recoge el impacto de la crisis social con aproximadamente un mes de anticipación respecto del Imacec, similar a lo que ocurre con la crisis sanitaria. A esta condición de predictibilidad de corto plazo del IS-News se

agrega su disponibilidad en tiempo real, lo que permite en último término anticipar en aproximadamente dos meses lo que mostrarán los indicadores de actividad (Ilustración 11).

Ilustración 11

IS-NEWS^{PMI} VS IMACEC E IMACEC NO MINERO: 2018-2020

(series contemporáneas; R de Pearson calculado con Imacec+1)



En definitiva, el índice de noticias desarrollado para el período 2015-2020 muestra una alta correlación con indicadores de confianza de los ciudadanos respecto de su situación personal y del país. Su mayor ajuste se logra con indicadores de expectativas referidos a intención de consumo, que son asociables a estados de mayor o menor confianza en la situación económica y a condiciones de ingreso y percepción de estabilidad económica que permitan sostener las intenciones de consumo a través del tiempo (Ilustración 12).

Este resultado es coherente con los hallazgos de investigaciones internacionales, que evidencian que las noticias contribuyen a la formación de expectativas de los individuos, las que a su vez generan flujos de información que alimentan las encuestas de percepciones. Por este motivo el IS-News es capaz de registrar con claridad y antelación los *shocks* de confianza evidenciados posteriormente a través de encuestas de confianza.

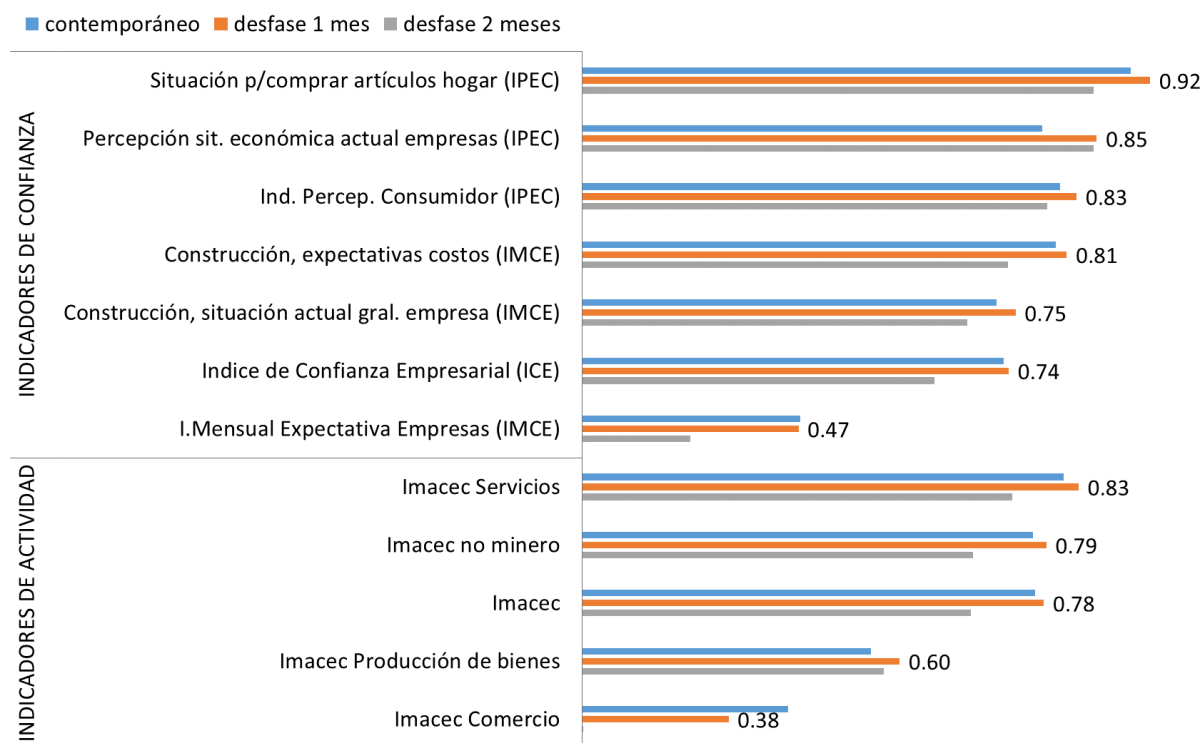
Aun cuando su mayor fortaleza se encuentra con los indicadores de confianza, también muestra resultados satisfactorios con indicadores de actividad, y su mayor ajuste se encuentra con el Imacec de Servicios.

Por último, la capacidad predictiva del IS-News se hace especialmente aguda en períodos en los que se registran *shocks* de actividad y confianza, en que las correlaciones con la generalidad de los indicadores suben y se logran ajustes muy altos, especialmente con los de expectativas.

Ilustración 12

IS-NEWS^{PMI} VS INDICADORES DE ACTIVIDAD Y CONFIANZA: 2015-2020

(índices de confianza en bases, índices de actividad en variaciones porcentuales en doce meses)



7.1. MEDICIÓN DE LA ROBUSTEZ DEL DICCIONARIO

La generación de un índice del tipo IS-News fidedigno requiere del uso de un diccionario que tenga un número suficientemente grande de términos que toleren repetidas iteraciones sin alterar su evolución. De esta forma, probar la robustez del diccionario equivale a demostrar que ninguno de sus términos modifica o condiciona la trayectoria del indicador, el cual permanece estadísticamente inalterado frente a modificaciones de testeo en su contenido.

La primera prueba de robustez se basa en un ejercicio similar al desarrollado en [Correa, Garud, Londono, & Misláng \(2017\)](#), en el cual se realiza un análisis de sensibilidad que consta de la eliminación aleatoria de palabras del diccionario, con numerosas iteraciones de cálculo con cada ejercicio de extracción. Esta prueba permite demostrar que el diccionario no tiene que ser exhaustivo para ser completo y confiable.

Siguiendo esta línea de prueba, se procede a extraer aleatoriamente el 10% y el 20% de palabras únicas del diccionario, mediante el método simple y también el estratificado (no modifica la proporción original de términos positivos y negativos) y se calcula el indicador con las palabras restantes. Esta prueba de tensión se logra aplicar, pero con algunas limitaciones, debido al significativo costo de procesamiento en cada iteración²⁸. Por este motivo, la prueba se aplica solo

²⁸ El procesamiento de la base de aproximadamente 220.000 noticias económicas y de opinión (que arroja los mejores resultados para el IS-News) toma un tiempo aproximado de 2,7 días y 1,0 día para el 100% y 40% de las noticias, respectivamente, utilizando un servidor con dos procesadores Intel® Xeon® Oro 5118 y 192GB de memoria RAM.

sobre una parte de la base total de datos (40% del total) y se itera un número subóptimo de veces (20), en lugar de las 1.000 realizadas en [Correa, Garud, Londono, & Misláng \(2017\)](#) (Ilustración 13).

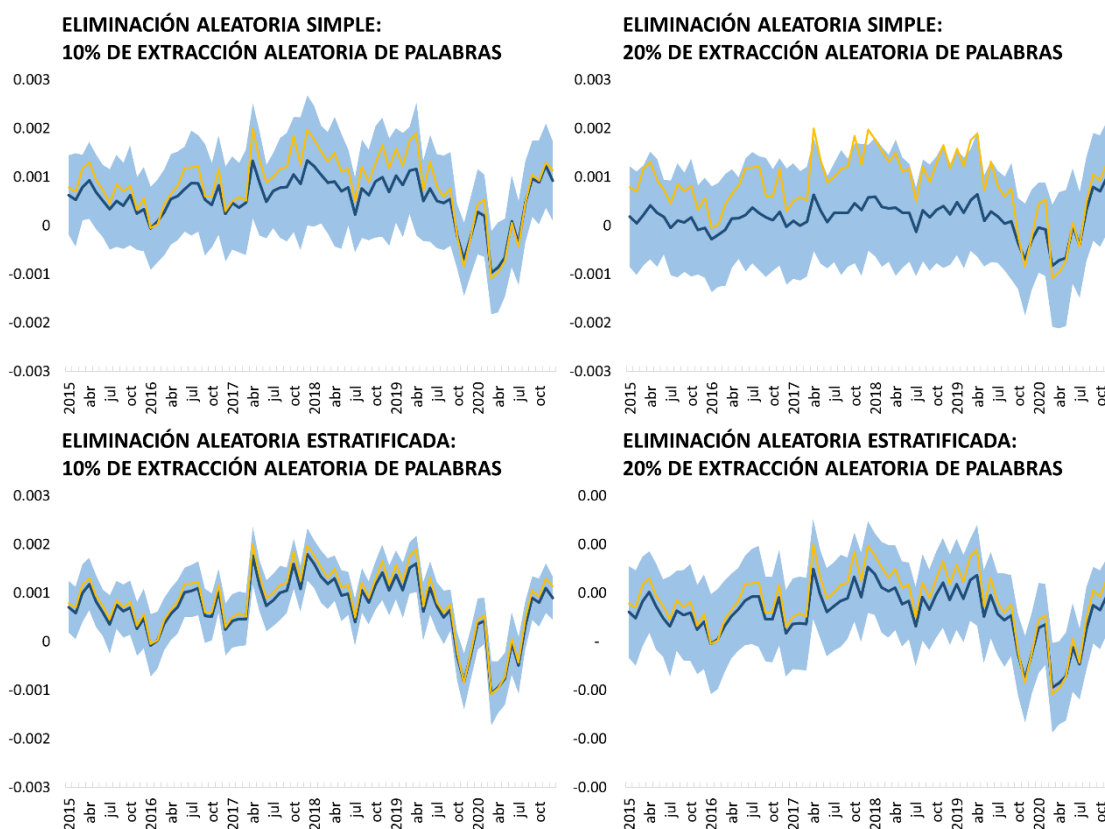
En estas condiciones, los resultados muestran que la remoción de términos no altera estadísticamente el IS-News, cuando ella se realiza en forma aleatoria estratificada (sin modificar la proporción original de términos positivos y negativos en el diccionario), al 95% de confianza.

En tanto, cuando la remoción de términos se realiza en forma simple, no estratificada, se produce un cambio en la estructura original del diccionario que genera un sesgo de lectura, y el resultado para el IS-News arroja en general versiones estadísticamente diferentes de la original. Solo cuando la remoción de términos es de 10%, es decir, la menor de las pruebas, el procedimiento de robustez resulta satisfactorio, lo que sugiere que, cuando la remoción de términos tiende a ser más baja, el cambio estructural del diccionario tiende a ser marginal.

Ilustración 13

PRUEBAS DE ROBUSTEZ AL DICCIONARIO

■ Intervalo de Confianza — Promedio simulaciones — IS-News



Estos ejercicios sugerirían, en primera instancia, que el diccionario IS-News es robusto, en el sentido de que no existe evidencia de que ciertas palabras o grupos de palabras sean críticas para la elaboración del índice, dado que, removiendo hasta el 20% de forma estratificada, se logra construir indicadores sin diferencias estadísticas con la versión original. No obstante, una prueba de robustez requiere realizar iteraciones en un número muy superior de veces, lo que es inaplicable en las condiciones tecnológicas disponibles. Para ello, a continuación, en la sección 7.2. se presenta una prueba complementaria de robustez, que eleva las iteraciones hasta 1.000 veces.

7.2. COMPLEMENTANDO CON UNA MEDIDA DE ROBUSTEZ ATEMPORAL

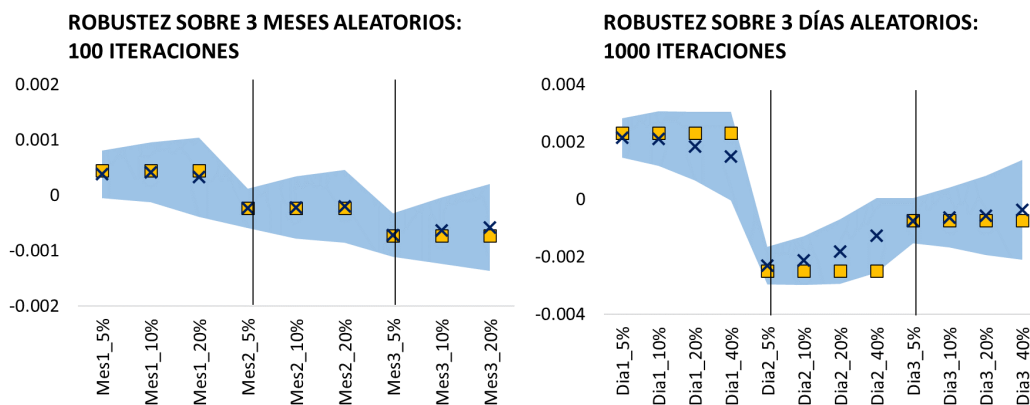
La prueba complementaria, denominada robustez atemporal, es menos exigente en términos tecnológicos, pero mantiene la exigencia en términos estadísticos, logrando aumentar el número de iteraciones de la siguiente forma:

- Para subir a 100 iteraciones, se seleccionan aleatoriamente tres meses de datos de noticias, se eliminan aleatoriamente el 5%, 10% y 20% de palabras únicas del diccionario²⁹ y se recalcula el indicador para cada uno de los tres meses aleatoriamente seleccionados, con las palabras restantes.
- Para subir a 1.000 iteraciones, se reduce algo más la base de noticias, seleccionándose aleatoriamente las noticias de tres días (60 noticias por día en promedio), se eliminan aleatoriamente el 5%, 10%, 20% y hasta un 40% de palabras únicas del diccionario y se recalcula el indicador para cada uno de los tres días aleatoriamente seleccionados, con las palabras restantes.
- La Ilustración 14 muestra los resultados de estas pruebas de robustez. Se observa que, tanto para la muestra de tres meses de datos, como para la de tres días, las remociones probadas de términos del diccionario no alteran estadísticamente el IS-News. En el primer caso, el indicador en su versión original (generado con el 100% de las palabras) se encuentra dentro del intervalo de confianza al 95%, calculado con las 100 iteraciones según remoción del 5%, 10% y 20% de términos del diccionario. En el segundo caso, en que se remueve hasta el 40% de términos del diccionario en el procedimiento de 1.000 iteraciones de cálculo, el indicador original también permanece dentro de los respectivos intervalos al 95% de confianza.

Ilustración 14

PRUEBAS DE ROBUSTEZ ATEMPORAL COMPLEMENTARIAS AL DICCIONARIO

■ Intervalo de confianza ■ IS-News × Promedio simulaciones



8. CONCLUSIONES

Esta investigación utiliza las metodologías más recientes para realizar análisis de sentimiento en voluminosas bases de datos de noticias. Mediante la lectura computacional de los principales medios periódicos escritos del país en materia económica y de opinión, hemos generado una serie

²⁹ Mediante método estratificado.

de tiempo que muestra una alta correlación con indicadores de confianza en la economía, y algo menos elevadas con indicadores de actividad económica.

La bondad de los resultados logrados se sustenta en la calidad de la base de datos construida, y en el uso de un diccionario en español, generado desde la misma base de datos de noticias, extenso en el número de vocablos etiquetados, complejo por su variedad de formas gramaticales, testeado en una muestra de noticias etiquetadas manualmente y robusto a las pruebas estadísticas. Este diccionario en español se constituye en una importante contribución a la investigación en materia de minería de textos en español, no solo por su dimensión, sino porque permite estructurar de variadas formas la información proveniente de medios de prensa.

La aplicación de la metodología PMI logra aportar mejoras significativas a la serie de tiempo, mostrando la relevancia de incorporar los contextos al proceso de formulación de un diccionario etiquetado en forma manual. En este sentido, corrige las debilidades de los métodos de análisis de sentimiento basados únicamente en diccionarios, permitiendo el uso de léxico dinámico, que se retroalimenta en la medida en que la base de noticias se mantiene en expansión.

En todo caso es importante resaltar que esta investigación utilizó la base de datos completa para calcular el PMI, lo que significa que la valuación de las palabras del diccionario etiquetado fue ajustada según el uso detectado en todo el corpus de noticias. Durante el período considerado hubo ocurrencia de dos *shocks* negativos de envergadura, la crisis social y la pandemia, lo que puede significar la generación de algún sesgo en la aplicación de los PMI. Por ello, queda planteado, como parte de una investigación complementaria, el cálculo de los PMI óptimos y móviles, para una serie de tiempo que utilice diccionarios etiquetados.

Las elevadas correlaciones que arrojan los resultados confirman la evidencia internacional, en el sentido de que es posible capturar computacionalmente en tiempo real el nivel de optimismo o pesimismo presente en las noticias. Evidencia también que esta forma de capturar información permite anticipar con alrededor de cuatro semanas los *shocks* de confianza, como los ocurridos en 2019 y 2020 en la economía chilena.

Las ventajas de contar con un indicador de prensa en tiempo real son diversas. Permite disponer de información independiente de otras fuentes, que tiene bajos costos de implementación una vez instalada la metodología, y que puede servir de alerta ante *shocks* de origen interno o externo. Además, posibilita realizar aplicaciones adicionales como el análisis de tópicos, para interpretar los fenómenos en desarrollo que acompañan el ciclo económico, así como la utilización de bolsas de palabras, para obtener mediciones de intensidad.

Sin perjuicio de los anterior, las altas correlaciones entre el IS-News y los indicadores de confianza no permiten deducir que estas variables se estén afectando recíprocamente, es decir, que las decisiones de consumo sean afectadas por las noticias y viceversa. Ello formaría parte de una investigación complementaria a este documento.

Finalmente, la generación del IS-News puede servir de base para la construcción de un modelo que estime la forma en que eventos súbitos y disruptivos en la confianza detectados a través de los medios de prensa alteran el comportamiento de la inversión y el consumo. La identificación temprana del optimismo o pesimismo de los individuos a través del IS-News es un estado intermedio entre la emisión de información por parte de los medios y la construcción de un modelo predictivo en relación con el comportamiento de las variables económicas. Modelar esta información representa también una forma de extender esta investigación y agregar valor al hecho de contar con información estructurada proveniente de la prensa.

APÉNDICE

Tabla 1

LEMAS DE LOS TÉRMINOS VERBALES ETIQUETADOS QUE DAN ORIGEN AL DICCIONARIO³⁰

									(1 DE 6)				
abalar	0	bautizar	0	desafiar	0	entrever	0	interceptar	0	prevenir	0	sacar	0
abanderar	0	beber	0	desafinar	0	entrevistar	0	interconectar	0	prever	0	saciar	0
abandonar	-1	bendecir	0	desaforar	0	entristecer	0	interesar	0	primar	0	sacrificar	0
abaratar	0	beneficiar	1	desagradar	0	entrometer	0	interferir	0	priorizar	0	sacudir	0
abarcara	0	besar	0	desagregar	0	entronizar	0	intermediar	0	privar	0	saldar	0
abastecer	0	bifurcar	0	desahogar	0	enturbiar	0	internacionali.	0	privatizar	0	salir	0
abatir	0	blandir	0	desahuciar	0	entusiasmar	1	internalizar	0	privilegiar	0	salpicar	0
abdicar	0	blanquear	0	desalentar	-1	enumerar	0	internar	0	probar	0	sañar	0
ablandar	0	blindar	0	desalinear	-1	enunciar	0	interpelar	0	proceder	0	saludar	0
abocar	0	bloquear	-1	desalinizar	0	envaletonar	0	interponer	0	procesar	0	salvaguardar	0
abogar	0	blumar	0	desalojar	0	envasar	0	interpretar	0	proclamar	0	salvar	1
abolir	0	boicotear	-1	desanclar	0	envejecer	0	interrogar	0	procrear	0	sanar	1
abonar	0	bombardear	0	desangrar	0	envenenar	0	interrumpir	0	procurar	0	sancionar	-1
abordar	0	bombear	0	desanimar	0	enviar	0	intervenir	0	prodigar	0	sanear	1
aborrer	0	bonificar	0	desaparecer	-1	enviador	0	intimidar	-1	producir	0	sangrar	0
abortar	0	bordar	0	desaprobar	0	enviador	0	intoxicar	0	proferir	0	saquear	0
abrazar	0	bordear	0	desaprovechar	0	envolver	0	introducir	0	profesar	0	satisfacer	0
abreviar	0	borrar	0	desarmar	0	equilibrar	0	intuir	0	profesionaliza	0	saturar	0
abrigar	0	botar	0	desarrollar	0	equipar	0	inundar	0	profundizar	0	secar	0
abrir	0	bregar	0	desarticular	0	equiparar	0	inutilizar	0	programar	0	secuenciar	0
abrochar	0	brillar	0	desatar	0	equivocar	0	invadir	-1	progresar	0	secuestrar	0
abrumar	0	brindar	0	desatender	-1	equivocar	0	invalidar	0	prohibir	-1	secundar	0
absolver	0	bromear	0	desautorizar	0	erguir	0	inventar	0	proliferar	0	sedar	0
absorber	0	brotar	0	desayunar	0	erigir	0	invertir	1	prolongar	0	seducir	0
abstener	0	bucear	0	desbanca	0	erogar	0	investigar	0	promediar	0	segmentar	0
abuchear	0	burlar	0	desbandar	0	erosionar	-1	invertir	0	prometer	0	segregar	0
abultar	0	buscar	0	desbaratar	0	erradicar	0	invisible	0	promocionar	0	seguir	0
abundar	0	cabalgar	0	desbloquear	0	errar	-1	invitar	0	promover	0	seleccionar	0
aburrir	0	cabera	0	desbocar	0	esbozar	0	invocar	0	promulgar	0	sellar	0
abusar	-1	cachar	0	desbordar	0	escabullir	0	involucrar	0	pronosticar	0	sembrar	0
acabar	0	caducar	0	descabezar	0	escalar	0	inyectar	0	pronunciar	0	sensibilizar	0
acallar	0	caer	-1	descalficar	-1	escandalizar	0	ir	0	propagar	0	sentar	0
acampar	0	cagar	0	descansar	0	escanear	0	ironizar	0	propender	0	sentenciar	0
acaparar	0	calamar	0	descarbonizar	0	escapar	0	irradiar	0	propiciar	0	sentir	0
acariciar	0	calar	0	descargar	0	escobar	0	irritar	0	propinar	0	señalar	0
acarrear	0	calcular	0	descarrilar	0	escasear	0	irrogar	0	proponer	0	señalizar	0
acatar	0	caldear	0	descartar	0	escatimar	0	irrumper	0	proporcionar	0	separar	0
acceder	0	calefacción	0	descender	0	escenificar	0	izar	0	propugnar	0	sepultar	0
accidental	0	calentar	0	descentralizar	0	escindir	0	jactar	0	propulsar	0	ser	0
accionar	0	calibrar	0	descifrar	0	esclarecer	0	jalar	0	prorrogar	0	serpentear	0
acechar	0	calificar	0	desclasificar	0	escoger	0	jerarquizar	0	proscribir	0	servir	0
acelerar	1	callar	0	descolgar	0	escolar	0	joder	0	perseguir	0	sesgar	0
acentuar	0	calmar	0	descolocar	0	escollar	0	jubilación	0	prospectar	0	sesionar	0
aceptar	0	calzar	0	descomponer	0	esconder	0	judicializar	0	prosperar	0	significar	0
acercar	0	cambiar	0	descomprimir	1	escribir	0	jugar	0	prostituir	0	silenciar	0
acertar	0	caminar	0	desconcentrar	0	escriturar	0	juntar	0	protagonizar	0	simbolizar	0
achacar	0	campear	0	desconcertar	0	escrutar	0	juramentar	0	proteger	1	simpatizar	0
achicar	0	camuflar	0	desconectar	0	escuchar	0	jurar	0	protestar	-1	simplificar	0
acicatear	0	canalizar	0	desconfiar	-1	escudar	0	justificar	0	protocolizar	0	simular	0
aclamar	0	cancelar	-1	descongelar	0	escudriñar	0	juzgar	0	proveer	0	sincera	0
aclarar	0	canjear	0	descongestionar	0	esculpir	0	labocar	0	provenir	0	sincronizar	0
acoger	0	cansar	0	desconocer	-1	escupir	0	laborar	0	provisionar	0	sindicar	0
acometer	0	cantar	0	descontaminar	0	escurrir	0	labrar	0	provocar	0	singularizar	0
acomodar	0	capacitar	0	descontar	0	esforzar	0	ladrar	0	proyectar	0	sinetizar	0
acompañar	0	capear	0	descontrolar	0	esfumar	0	lamentar	-1	publicar	0	sintonizar	0
acondicionar	0	capitalizar	0	describir	0	esgrimir	0	lamer	0	publicitar	0	sistematizar	0
aconsejar	0	captar	0	descubrir	0	esmerar	0	languidecer	0	podrir	0	sitiar	0

³⁰ El listado contiene los lemas de los verbos etiquetados con los cuales se origina en diccionario. También fueron etiquetados adjetivos y adverbios. El léxico completo se encuentra disponible en el siguiente [vínculo](#).

(2 DE 6)													
acontecer	0	capturar	0	descuidar	-1	espantar	0	lanzar	0	pugnar	0	situar	0
acopiar	0	caracteriz	0	desdecir	0	esparcir	0	largar	0	pujar	0	sobornar	0
acoplar	0	carecer	-1	desdeñar	0	especializar	0	láser	0	pulir	0	sobrar	0
acordar	0	cargar	0	desdibujar	0	especificar	0	lastimar	0	pulsar	0	sobrecargar	0
acorralar	0	caricaturiz	0	desdramatizar	0	especular	0	lastrar	0	pulular	0	sobredimensionar	0
acortar	0	carretear	0	desear	0	esperar	0	latir	0	pulverizar	0	sobreestimar	0
acosar	0	casar	0	desechar	0	espetar	0	lavar	0	puntualizar	0	sobrellevar	0
acostar	0	castigar	-1	desembarcar	0	espigar	0	leer	0	purgar	0	sobrepasar	0
acostumbrar	0	catalizar	0	desembocar	0	esposar	0	legalizar	0	purificar	0	sobreponderar	0
acotar	0	catalogar	0	desembolsar	0	esquivar	0	legar	0	quebrantar	-1	sobreponer	0
acrecentar	0	catapultar	0	desempeñar	0	esquivar	0	legislar	0	quebrar	0	sobrerreaccionar	0
acreditar	0	catar	0	desempolvar	0	estabilizar	0	legitimar	0	quedar	0	sobresalir	0
acribillar	0	catastrar	0	desencadenar	0	establecer	0	lesionar	-1	quejar	-1	sobreseeer	0
activo	0	categoriz	0	desenmascarar	0	estacionar	0	levantar	1	quemar	0	sobrevvalorar	0
actualizar	0	causar	0	desenredar	0	estafar	0	liberalizar	0	querellar	0	sobrevivir	0
actuar	0	cautelar	0	desentender	0	estallar	-1	liberar	0	querer	0	sobrevivir	0
acuchillar	0	cautivar	0	desenterrar	0	estampar	0	librar	0	quintuplicar	0	sobrevolar	0
acudir	0	cavar	0	desentrañar	0	estancar	-1	licenciar	0	quitar	0	socavar	-1
acumular	0	cazar	0	desenvolver	0	estándar	0	licitar	0	racionalizar	0	sociabilizar	0
acunar	0	cebar	0	desequilibrar	-1	estandarizar	0	licuar	0	racionar	0	socializar	0
acunar	0	ceder	0	desertar	0	estar	0	liderar	0	radicalizar	0	socorrer	0
acusar	0	cegar	0	desesperar	0	estallar	0	lidiar	0	radicar	0	sostituir	0
adaptar	0	cejar	0	desestabilizar	-1	esterilizar	0	ligar	0	ralentizar	-1	sofocar	0
adecuar	0	celebrar	0	desestimar	0	estigmatizar	0	limar	0	ramificar	0	soler	0
adelantar	0	cenar	0	desfigurar	0	estilar	0	limitar	0	raptar	0	solicitar	0
adelgazar	0	censar	0	desfilar	0	estimar	0	limpiar	0	rascar	0	solidarizar	0
adentrar	0	censurar	0	desfondar	0	estimular	1	linchar	0	rasgar	0	solidificar	0
adeudar	-1	centralizar	0	desgarrar	0	estipular	0	liquidar	0	rasguñar	0	sollozar	0
adherir	0	centrar	0	desgastar	0	estirar	0	listar	0	raspar	0	soltar	0
adicionar	0	ceñir	0	desglosar	0	estorbar	0	litigar	0	rastrear	0	solucionar	1
adiestrar	0	cercar	0	deshacer	0	estrangular	-1	llagar	0	ratificar	0	solventar	0
adivinar	0	cercenar	0	deshidratar	0	estrechar	0	llamar	0	rayar	0	someter	0
adjudicar	0	cernir	0	deshonrar	0	estrellar	0	llegar	0	razonar	0	sonar	0
adjuntar	0	cerrar	0	deshumanizar	0	estremecer	0	llenar	0	reabrir	0	sondear	0
administrar	0	certificar	0	designar	0	estrenar	0	llevar	0	reaccionar	0	soñar	0
admirar	0	cesar	0	desilusionar	0	estresar	0	llorar	-1	reacomodar	0	sopesar	0
admitir	0	chantajec	0	desincentivar	-1	estriber	0	lloriquear	0	reactivar	1	soplar	0
adoctrinar	0	charlar	0	desinfectar	0	estropear	0	llover	0	readecuar	0	soportar	0
adolescer	0	chatear	0	desinflar	0	estructurar	0	localizar	0	reafirmar	0	sorprender	0
adoptar	0	chequear	0	desinformar	0	estrujar	0	lograr	0	reagendar	0	sortear	0
adorar	0	chillar	0	desintegrar	0	estudiar	0	luchar	-1	reagrupar	0	soslayar	0
adormecer	0	chocar	0	desistir	0	eternizar	0	lucir	0	reajustar	0	sospechar	0
adornar	0	chupar	0	deslegitimar	0	etiquetar	0	lucrar	0	realizar	0	sostener	0
adosar	0	cicatrizar	0	desligar	0	evacuar	0	machacar	0	realzar	0	soterrar	0
adquirir	0	cifrar	0	deslindar	0	evadir	0	madurar	0	reanimar	1	star	0
adscribir	0	cimentar	0	deslizar	0	ev alucar	0	magíster	0	reanudar	0	suavizar	0
aducir	0	circular	0	deslumbrar	0	evangelizar	0	malentender	0	reaparecer	0	subarrendar	0
adueñar	0	circundar	0	desmantelar	-1	evaporar	0	malgastar	0	rearmar	0	subastar	0
adujar	0	circunscrit	0	desmarcar	0	evidenciar	0	malinterpretar	0	rearticular	0	subcontratar	0
adular	0	citar	0	desmayar	0	evitar	0	maltratar	-1	reasignar	0	subdividir	0
adulterar	0	clamar	0	desmejorar	0	evocar	0	malversar	0	reasumir	0	subestimar	0
advertir	-1	clarificar	0	desmembrar	0	evolucionar	0	manchar	0	reavivar	0	subir	1
afanar	0	clasificar	0	desmentir	0	exacerbar	-1	mancillar	0	rebajar	0	sublimar	0
afectar	0	claudicar	0	desmenuzar	0	exagerar	0	mandar	0	rebalsar	0	subordinar	0
afeitar	0	clausurar	0	desmerecer	0	exaltar	0	manejar	0	rebasar	0	subponderar	0
aferrar	0	clavar	0	desmitificar	0	examinar	0	maniatar	0	rebatir	0	subrayar	0
afianzar	1	clonar	0	desmontar	0	exasperar	0	manifestar	0	rebautizar	0	subrogar	0
aficionar	0	coaccion	0	desmoronar	-1	excavar	0	maniobrar	0	rebelar	0	subsananar	0
afilar	0	coadyuv	0	desmovilizar	0	exceder	0	manipular	0	rebosar	0	subscribir	0
afiliar	0	coartar	0	desnaturalizar	0	exceptuar	0	mantener	0	rebotar	0	subsidiar	0
afinar	0	cobijar	0	desnudar	0	excitar	0	manufacturar	0	rebrotar	0	subsistir	0
afirmar	0	costrar	-1	desobedecer	0	exclamar	0	mapear	0	rebuscar	0	subvalorar	0
aflijir	0	cocer	0	desocupar	0	excluir	0	maquillar	0	recabar	0	subvencionar	0
aflojar	0	cocinar	0	desordenar	0	exculpar	0	maravillar	0	recaer	0	subvertir	0
aflorar	0	codear	0	desorientar	0	excusar	0	marcar	0	recalar	0	subyacer	0
aforar	0	codificar	0	despachar	0	exhalar	0	marchar	0	recalcar	0	suced	0
afrontar	0	coexistir	0	desparramar	0	exhibir	0	marchitar	0	recalcular	0	sucumbir	0
agachar	0	cofinanc	0	despedir	-1	exhortar	0	marear	0	recalendariza	0	sudar	0
agarrar	0	coger	0	despegar	0	exhumar	0	marginar	0	recalficar	0	sufragar	0
agasajar	0	cohabitar	0	despejar	1	exigir	0	maridar	0	recapacitar	0	sufrir	-1
agilizar	0	cohesion	0	despenalizar	0	exiliar	0	masacrar	0	recapitalizar	1	sugerir	0
agitar	0	coincidir	0	desperdiciar	0	eximir	0	masificar	0	recargar	0	sucidar	0
aglomerar	0	cojear	0	desperdigar	0	existir	0	masticar	0	recaudar	0	sujetar	0

(3 DE 6)													
aglutinar	0	colaborar	0	despertar	0	exonerar	0	matar	-1	repcionar	0	sumar	0
agobiar	-1	colapsar	-1	despilfarrar	-1	expandir	1	materializar	0	recetar	0	sumergir	0
agolpar	0	colar	0	desplazar	0	expedir	0	matizar	0	rechazar	0	suministrar	0
agonizar	0	coleccion	0	desplegar	0	expende	0	matricular	0	recibir	0	sumir	-1
agotar	0	colegir	0	desplomar	-1	experimentar	0	maximizar	0	reciclar	0	supeditar	0
agradar	0	colgar	0	despojar	0	expirar	0	mear	0	recitar	0	superar	1
agradecer	1	colindar	0	despreciar	0	explosar	0	mecer	0	reclamar	-1	superponer	0
agrandar	0	colisionar	0	desprender	0	explicar	0	mediar	0	recluir	0	supervigilar	0
agravar	-1	colmar	0	desprestigiar	0	explicitar	0	medir	0	reclutar	0	supervisar	0
agraviar	0	colocar	0	desproporcion	0	explorar	0	meditar	0	recobrar	0	suplantar	0
agredir	-1	colonizar	0	despuntar	0	explosar	0	mejorar	1	recoger	0	suplementar	0
agregar	0	colorear	0	desregular	0	exponer	0	mellar	0	recolectar	0	suplicar	0
agrupar	0	coludir	-1	destacar	0	exportar	0	memorizar	0	recomendar	0	suplir	0
aguantar	0	comanda	0	destapar	0	expresar	0	mencionar	0	recomenzar	0	suponer	0
aguar	0	combatir	-1	destruir	0	expirar	0	menguar	0	recocer	0	suprimir	0
aguardar	0	combinar	0	desterrar	0	expropiar	0	menoscabar	0	recompensar	0	surcar	0
agudizar	-1	comentar	0	destilar	0	expulsar	-1	menospreciar	0	recomponer	0	surgir	0
ahogar	0	comenzar	0	destinar	0	extender	0	mentir	-1	recomprar	0	surtir	0
ahondar	0	comer	0	destituir	0	exteriorizar	0	merecer	0	reconciliar	0	suscitar	0
ahorcar	0	comercial	0	destrabar	1	exterminar	0	mermar	0	reconducir	0	suscribir	0
ahorrar	0	comerciar	0	destronar	0	externalizar	0	merodear	0	reconectar	0	suspender	-1
ahuyentar	0	cometer	-1	destronar	0	extinguir	0	meter	0	reconfigurar	0	sustanciar	0
aislar	0	comisiona	0	destruir	-1	extirpar	0	mezclar	0	reconfortar	0	sustentar	0
ajustar	0	compade	0	desvalorizar	0	extorsionar	0	migrar	0	reconocer	0	sustituir	0
ajusticiar	0	comparar	0	desvanecer	0	extractar	0	militar	0	reconquistar	0	sustraer	-1
alabar	1	comparec	0	desvelar	0	extrañar	0	militarizar	0	reconsiderar	0	susurrar	0
alardear	0	compartir	0	desvestir	0	extraer	0	mimar	0	reconstituir	0	tachar	0
alargar	0	compatibi	0	desviar	0	extralimitar	0	minar	-1	reconstruir	1	talar	0
alarmar	-1	compensc	0	desvincular	-1	extrañar	0	minimizar	0	reconvertir	0	tallar	0
albergar	0	competer	0	desvirtuar	-1	extrapolar	0	mirar	0	recopilar	0	tambalear	-1
alcanzar	0	competir	0	detallar	0	extraviar	0	mitigar	0	recordar	0	tantear	0
alegar	0	compilar	0	detectar	0	extremar	0	modelar	0	recorrer	0	tapar	0
alegrar	1	complace	0	detener	-1	exudar	0	moderar	0	recortar	-1	tapizar	0
alejar	0	complejiz	0	detentar	0	fabricar	0	modernizar	0	recrear	0	tararear	0
alentar	0	compleme	0	deteriorar	-1	facilitar	0	modificar	0	recriminar	0	tardar	0
alertar	-1	completa	0	determinar	0	facturar	0	modular	0	recrudecer	-1	tasar	0
aliar	0	complicar	-1	detestar	0	facturar	0	mojar	0	rectificar	0	tatuar	0
alienar	0	complotar	0	detonar	0	faenar	0	moldear	0	recubrir	0	teclear	0
aligerar	0	componer	0	devaluar	0	fallar	0	moler	0	recular	0	tecnificar	0
alimentar	0	comporta	0	devarstar	-1	fallecer	-1	molestar	0	recuperar	1	tejer	0
alineal	0	comprar	0	develar	0	fallir	0	monetizar	0	recurrir	0	telar	0
alistar	0	comprenc	0	devengar	0	falsar	0	monitorear	0	recusar	0	telefonar	0
alivianar	0	comprimir	0	devenir	0	falsificar	0	monopolizar	0	redactar	0	televisar	0
aliviar	1	comprobc	0	devolver	0	faltar	-1	montar	0	redefinir	0	temblar	0
allanar	0	compromi	0	devorar	0	familiarizar	0	morde	0	redescubrir	0	temer	-1
allegar	0	computar	0	diagnosticar	0	fantasear	0	morigerar	0	redestinar	0	temperar	0
almacenar	0	comulgar	0	dialogar	0	farrear	0	morir	-1	redimir	0	templar	0
almorzar	0	comunica	0	dibujar	0	fascinar	0	mostrar	0	redireccionar	0	tender	0
alojar	0	concebir	0	dictaminar	0	fastidiar	0	motejar	0	redirigir	0	tener	0
alquilar	0	conceder	0	dictar	0	favorecer	1	motivar	1	rediseñar	0	tensar	0
altamar	0	concentrc	0	diezmar	0	fechar	0	mover	0	redistribuir	0	tensionar	-1
alterar	-1	conceptu	0	difamar	0	felicitar	1	movilizar	0	redituar	0	tentar	0
alternar	0	concernir	0	diferenciar	0	feriar	0	mudar	0	redoblar	0	teñir	0
alucinar	0	concertar	0	diferir	0	fertilizar	0	mutar	-1	redondear	0	teorizar	0
aludir	0	concesior	0	dificultar	-1	festejar	1	multiplicar	0	reducir	-1	tergiversar	0
alumbrar	0	concientiz	0	difuminar	0	fiar	0	murmurar	0	redundar	0	terminar	0
alzar	0	conciliar	0	difundir	0	fichar	0	mutar	0	reeditar	0	testear	0
amagar	0	conciar	0	digerir	0	fidelizar	0	mutar	0	reelegir	0	testificar	0
amainar	0	concluir	0	digitalizar	0	figurar	0	nacer	0	reembolsar	0	testimoniar	0
amalgamar	0	concorda	0	digital	0	fijar	0	nacionalizar	0	reemplazar	0	tildar	0
amamantar	0	concretar	0	dignificar	0	filmar	0	nadar	0	reemprender	0	timbrar	0
amanecer	0	conculcar	0	dilapidar	0	filtrar	0	narrar	0	reencantar	0	tipificar	0
amar	0	concurrir	0	dilatar	0	finalizar	0	naturalizar	0	reencarnar	0	tirar	0
amargar	0	concurrar	0	dilucidar	0	financiar	0	naufragar	0	reencontrar	0	tiritar	0
amarrar	0	condecir	0	diluir	0	finjir	0	navegar	0	reenfocar	0	titubear	0
amasar	0	condecor	0	dimensionar	0	finiquitar	0	necesitar	0	reenviar	0	titular	0
ambicionar	0	condenar	-1	diminuir	0	firmar	0	negar	-1	reequilibrar	0	tocar	0
ambientar	0	condensa	0	dimitir	0	fiscalizar	0	negociar	0	reescribir	0	tolerar	0
amedrentar	-1	condicion	0	dinamitar	0	flamear	0	neutralizar	0	reestablecer	0	tomar	0
amenazar	-1	condonar	0	dinamizar	1	flanquear	0	nevar	0	reestructurar	0	tonificar	0
amenizar	0	conducir	0	direccionar	0	flaquear	0	nidificar	0	reevaluar	0	topar	0
ameritar	0	conectar	0	dirigir	0	flexibilizar	0	ningunear	0	reexaminar	0	torcer	0
amilanar	0	confeccic	0	dirimir	0	floreecer	0	nivelar	0	referir	0	tornar	0

(4 DE 6)													
aminorar	0	conferir	0	discernir	0	flotar	0	nombrar	0	refichar	0	torpedear	0
amnistiar	0	confesar	0	disciplinar	0	fluctuar	0	nominar	0	refinanciar	0	torturar	0
amoldar	0	confiar	1	discontinuar	0	fluir	0	normalizar	0	refinar	0	toser	0
amonestar	0	configurar	0	discrepar	0	focalizar	0	normar	0	reflejar	0	totalizar	0
amordazar	0	confinar	0	discriminar	0	fomentar	1	notar	0	reflexionar	0	trabajar	0
amortiguar	0	confirmar	0	disculpar	0	fondear	0	notificar	0	reflotar	0	trabrar	-1
amortizar	0	confiscar	0	discurrir	0	forjar	0	nublar	0	reforestar	0	traducir	0
amparar	0	confluir	0	discutir	0	formalizar	0	nutrir	0	reformalizar	0	traer	0
ampliar	0	conformar	0	diseñar	0	formar	0	obedecer	0	reformar	0	traficar	0
amplificar	0	confrontar	0	disentir	0	formular	0	objetar	0	reformular	0	tragar	0
amputar	0	confundir	-1	diseñar	0	fortalecer	1	obligar	0	reforzar	0	traicioniar	-1
analizar	0	congelar	0	disfrazar	0	forzar	-1	obrar	0	refrendar	0	tramar	0
anclar	0	congeniar	0	disfrutar	1	fotografiar	0	obsequiar	0	refrescar	0	tramitar	0
andar	0	congestio	0	disgustar	0	fracasar	-1	observar	0	refrigerar	0	tranquilizar	1
anegar	0	congestio	0	dispersar	0	fracccionar	0	obsesionar	0	refugiar	0	transferir	0
anestesiari	0	congrega	0	disipar	0	fracturar	0	obstaculizar	-1	refundar	0	transcender	0
anexar	0	conjugari	0	disminuir	-1	fragmentar	0	obstruir	-1	refundir	0	transcribir	0
angustiar	0	conjurar	0	disociar	0	fraguar	0	obtener	0	refutar	0	transcurrir	0
anhelar	0	conllevar	0	disolver	0	frecuentar	0	obviar	0	regalar	0	transferir	0
anidar	0	conmemo	0	dispar	0	fregar	0	ocasionar	0	regar	0	transformar	0
animar	0	conminar	0	disparar	-1	frenar	-1	ocultar	-1	regenerar	0	transgredir	-1
aniquilar	0	conmocion	0	dispensar	0	fructificar	0	ocupar	0	regir	0	transigir	0
anochece	0	conmover	0	dispersar	0	fruncir	0	ocurrir	0	registrar	0	transmitir	0
anotar	0	conmutar	0	disponer	0	frustrar	0	odiar	0	reglamentar	0	transmitir	0
ansiar	0	connotar	0	disponibilizar	0	fugar	-1	ofender	0	regresar	0	transparentar	0
anteceder	0	conocer	0	disputar	0	fumar	0	ofertar	0	regular	0	transpirar	0
anteponer	0	conquistar	0	distanciar	0	fumigar	0	oficializar	0	regularizar	0	transportar	0
anticipar	0	consagrar	0	distar	0	funcionar	0	oficiar	0	rehabilitar	0	transcender	0
antojar	0	conseguir	0	distender	0	fundamentar	0	ofrecer	0	rehacer	0	trascurrir	0
anular	0	consensus	1	distinguir	0	fundar	0	ofuscar	0	rehuir	0	trasformar	0
anunciar	0	consentir	0	distorsionar	0	fundir	0	oler	0	rehusar	0	transgredir	0
añadir	0	conservar	0	distraer	0	fungir	0	olfatear	0	reimpulsar	1	trasladar	0
añorar	0	considerar	0	distribuir	0	fusilar	0	olvidar	-1	reinar	0	traslapar	0
apabullar	0	consignar	0	disuadir	0	fusionar	0	omitir	0	reincidir	0	traslucir	0
apaciguar	1	consistir	0	diversificar	0	fustigar	0	ondear	0	reincorporar	0	transmitir	0
apadrinar	0	consolar	0	divertir	0	galardonar	0	opacar	0	reingresar	0	transparentar	0
apagar	0	consolidar	0	dividir	-1	ganar	1	operar	0	reiniciar	0	traspasar	0
apalancar	0	conspirar	-1	divisar	0	garantizar	1	opinar	0	reinscribir	0	trasplantar	0
aparcar	0	constar	0	divorciar	0	gastar	0	oponer	-1	reinsertar	0	trastocar	0
aparecer	0	constatar	0	divulgar	0	gatillar	0	oprimir	0	reinstalar	0	trasuntar	0
aparejar	0	constituir	0	doblar	0	generalizar	0	optar	0	reinstaurar	0	tratar	0
aparentar	0	constreñir	0	doblegar	0	generar	0	optimizar	1	reintegrar	0	trazar	0
apartar	0	construir	0	doctorar	0	germinar	0	orar	0	reinterpretar	0	trazar	0
apasionar	0	consultar	0	documentar	0	gestar	0	orbitar	0	reintroducir	0	trepidar	0
apedrear	0	consumar	0	doler	-1	gesticular	0	ordenar	0	reinventar	0	triangular	0
apelar	-1	consumir	0	domar	0	gestionar	0	ordeñar	0	reinvertir	1	tributar	0
apenar	0	contabilizar	0	domesticar	0	girar	0	organizar	0	reiterar	0	triplicar	0
apersonar	0	contactar	0	dominar	0	globalizar	0	orientar	0	reivindicar	0	triunfar	1
apetecer	0	contagiar	-1	donar	0	glorificar	0	originar	0	rejuvenecer	0	trizar	0
apilar	0	contaminar	-1	dormir	0	gobernar	0	orinar	0	relacionar	0	tropezar	0
aplacar	0	contar	0	dosificar	0	golear	0	orquestar	0	relajar	0	trotar	0
aplanar	0	contemplar	0	dotar	0	golpear	-1	osar	0	relanzar	0	truncar	0
aplastar	0	contender	0	dramatizar	0	gozar	0	oscilar	0	relatar	0	tuítear	0
aplaudir	1	contener	1	drenar	0	grabar	0	oscurecer	0	relativizar	0	tumbar	0
aplazar	0	contentar	0	drogar	0	graduar	0	ostentar	0	releer	0	turnar	0
aplicar	0	contestar	0	duchar	0	graficar	0	otorgar	0	relegar	0	ubicar	0
apodarar	0	contextuar	0	dudar	0	gratificar	0	ovacionar	0	relevar	0	ufanar	0
apoderar	0	continuar	0	duplicar	0	gravar	0	oxigenar	0	relicitar	0	ultimar	0
aportar	1	contraata	0	durar	0	gravitar	0	pacificar	0	rellenar	0	ungir	0
apostar	0	contradec	0	echar	0	gritar	0	pactar	0	relocalizar	0	unificar	0
apoyar	1	contraer	-1	eclipsar	0	guardar	0	padecer	0	relucir	0	uniformar	0
apreciar	0	contrapes	0	economizar	0	guiar	0	pagar	0	remar	0	unir	0
aprehender	0	contrapor	0	edificar	0	gustar	0	palear	0	remarcar	0	universalizar	0
apremiar	0	contrariar	0	editar	0	haber	0	paliar	0	rematar	0	untar	0
aprender	0	contrarres	0	educar	0	habilitar	0	palidecer	0	remecer	0	urbanizar	0
apresar	0	contrastar	0	efectuar	0	habitar	0	palpar	0	remediar	0	urdir	0
aprestar	0	contratar	0	egresar	0	habituarse	0	parafrasear	0	rememorar	0	urgir	0
apresurar	0	contraver	0	ejecutar	0	hablar	0	paralizar	-1	remitir	0	usar	0
apretar	0	contribuir	1	ejecutoriar	0	hacer	0	parapetar	0	remodelar	0	usufructuar	0

(5 DE 6)													
aprobar	0	controlar	0	ejemplificar	0	hackear	0	parar	0	remontar	0	usurpar	0
aprontar	0	controver	0	ejercer	0	halagar	0	parchar	0	remover	0	utilizar	0
apropiar	0	conválida	0	ejercitar	0	hallar	0	parear	0	reemplazar	0	vacar	0
aprovechar	0	convence	0	elaborar	0	hartar	0	parecer	0	remunerar	0	vaciar	0
aproximar	0	convenir	0	electrificar	0	heredar	0	parir	0	renacer	0	vacilar	0
apuntalar	0	converge	0	elegir	0	herir	-1	participar	0	rendir	0	vacunar	0
apuntar	0	convergir	0	elegir	0	hervir	0	partir	0	renegar	0	vadear	0
apuñalar	0	conversar	0	eliminar	-1	hilar	0	pasar	0	renegociar	0	vagar	0
apurar	0	convertir	0	elogiar	1	hilar	0	pasear	0	renovar	1	valer	0
aquejar	0	convidar	0	eludir	-1	hinchar	0	pastar	0	rentabilizar	0	validar	0
aquejar	0	convivir	0	emanar	0	hipotecar	0	patear	0	rentar	0	valorar	0
aquilatar	0	convocar	0	embarazar	0	hojear	0	patentar	0	renunciar	-1	valorizar	0
arañar	0	convulsio	0	embarcar	0	homenajear	0	patinar	0	reñir	0	vanagloriar	0
arbitrar	0	cooperar	0	embargar	0	homogeneiz	0	patrocinar	0	reordenar	0	vapulear	0
arquivar	0	cooptar	0	embellecer	0	homologar	0	patrullar	0	reorganizar	0	verificar	0
arder	0	coordinar	0	embestir	0	honrar	0	pausar	0	reorientar	0	vaticinar	0
arengar	0	copar	0	embocar	0	horadar	-1	pautear	0	repactar	0	velar	0
argüir	0	copiar	0	embolsar	0	hornear	0	pavimentar	0	reparar	0	vencer	1
argumentar	0	coquetea	0	emborrachar	0	horrificar	0	pecar	0	repartir	0	vender	0
armar	0	corear	0	emboscar	0	hospedar	0	pedalear	0	repasar	0	venerar	0
armonizar	0	coronar	0	emerger	0	hospitalizar	0	pedir	0	repatriar	0	vengar	0
arraigar	0	corregir	-1	emigrar	0	hostigar	0	pegar	0	repeler	0	venir	0
arrancar	0	correlac	0	emitir	0	huir	0	peinar	0	repensar	0	ventilar	0
arrasar	0	correr	0	emocionar	0	humanizar	0	pelar	0	repercutir	0	ver	0
arrastrar	-1	correspon	0	empacar	0	humedecer	0	pelear	-1	repetir	0	veranear	0
arrebatar	0	corretear	0	empadronar	0	humillar	-1	peligrar	-1	replantar	0	verbalizar	0
arreciar	0	corrobor	0	empalmar	0	hundir	-1	penalizar	-1	replantear	0	verificar	0
arreglar	0	corroer	-1	empantanar	0	hurgar	0	penar	0	replegar	0	versar	0
arremeter	0	corrompe	0	empañar	-1	hurtar	0	pender	0	replicar	0	verter	0
arrendar	0	cortar	0	empapar	0	huesmar	0	penetrar	0	repoblar	0	vestir	0
arrepentir	0	cortejar	0	empaquetar	0	idealizar	0	pensar	0	reponer	0	vetar	0
arrestar	0	cosechar	0	emparejar	0	idear	0	pensionar	0	reportar	0	viabilizar	0
arribar	0	coser	0	emparentar	0	identificar	0	percatar	0	reportear	0	viajar	0
arriesgar	0	costar	0	empatar	0	ideologizar	0	percibir	0	reposar	0	vibrar	0
arrimar	0	costear	0	empatizar	0	ideologizar	0	perder	-1	reposicionar	0	viciar	0
arrinconar	0	costillar	0	empecinar	0	ignorar	0	perdonar	0	repostular	0	vigilar	0
arrodillar	0	cotejar	0	empeñar	0	igualar	0	perdurar	0	reprender	0	vigorizar	1
arrogar	0	cotizar	0	empeorar	-1	iluminar	0	perecer	0	representar	0	vincular	0
arrojar	0	crear	1	empezar	0	ilusionar	0	peregrinar	0	reprimir	0	violar	-1
arrollar	0	crecer	1	empinar	0	ilustrar	0	perfeccionar	0	reprobar	0	violentar	0
arrugar	0	crear	0	emplazar	0	imaginar	0	perflar	0	reprochar	-1	virar	0
arruinar	-1	criar	0	emplear	0	imitar	0	perforar	0	reproducir	0	visar	0
articular	0	criminaliza	0	empobrecer	-1	impactar	0	perjudicar	-1	reprogramar	0	visibilizar	0
asalarlar	0	crispar	0	empoderar	0	impar	0	permanecer	0	repudiar	0	visitar	0
asaltar	0	cristalizar	0	emprender	0	impartir	0	permear	0	repuntar	1	vislumbrar	0
asar	0	criticar	0	empujar	0	impedir	-1	permitir	0	requerir	0	visualizar	0
ascender	0	crucificar	0	emular	0	imperar	0	pernoctar	0	requisar	0	vitorear	0
asear	0	crujir	0	enajenar	0	impermeabiliz	0	perpetrar	-1	resaltar	0	vitrinear	0
asediar	0	cruzar	0	enaltecer	0	implantar	0	perpetuar	0	resarcir	0	vivir	0
asegurar	0	cuadrar	0	enamorar	0	implementar	0	perseguir	0	resbalar	0	voclear	0
asemejar	0	cuadruplic	0	enarbolar	0	implicar	0	perseverar	0	rescatar	0	vociferar	0
asentar	0	cuadruplic	0	encabezar	0	implorar	0	persistir	0	rescindir	0	volar	0
asentir	0	cuajar	0	encadenar	0	imponer	0	personalizar	0	resentir	-1	volcar	0
asesinar	-1	cuantifica	0	encajar	0	importar	0	personificar	0	reseñar	0	voltear	0
asesorar	0	curbir	0	encaminar	0	imposibilitar	0	persuadir	0	reservar	0	volver	0
asestar	0	cuestionari	-1	encandilar	0	impregnar	0	pertenecer	0	resfriar	0	vomitir	0
aseverar	0	cuidar	1	encantar	1	impresionar	0	perturbar	0	resguardar	1	votar	0
asfixiar	-1	culminar	0	encañonar	0	imprimir	0	pesar	0	residir	0	vulnerar	-1
asignar	0	culpar	-1	encapsular	0	improvisar	0	pescar	0	resignar	0	yacer	0
asilar	0	cultivar	0	encaramar	0	impugnar	0	pesquisar	0	resignificar	0	zafar	0
asimilar	0	cumplir	1	encasar	0	impulsar	1	picar	0	resistir	0	zambullir	0
asir	0	cundir	0	encarcelar	0	imputar	0	picotear	0	resolver	0	zanjar	0
asistir	0	curar	0	encarecer	0	inaugurar	0	pifiar	0	resonar	0	zarpar	0
asociar	0	cursar	0	encargar	0	incautar	0	pillar	0	respaldar	1	zigzaguear	0
asolar	0	custodiar	0	encarnar	0	incendiar	0	pilotar	0	respetar	0		
asomar	0	dañar	-1	encasillar	0	incentivar	1	pilotear	0	respetar	1		
asombrar	0	dar	0	encausar	0	incidir	0	pinchar	0	respirar	0		
aspirar	0	datar	0	encauzar	0	incinerar	0	pintar	0	responder	0		
asumir	0	deambula	0	encender	0	incitar	0	piratear	0	responsabiliza	0		
asustar	-1	debatir	0	encerrar	0	inclinarse	0	pisar	0	resquebrajar	0		

(6 DE 6)											
atacar	-1	deber	0	enchufar	0	incluir	0	pisotear	0	restablecer	1
atajar	0	debilitar	-1	encoger	0	incomodar	0	placer	0	restar	-1
atañer	0	debutar	0	encomendar	0	incorporar	0	plagar	0	restaurar	1
atar	0	decaer	-1	encontrar	0	incrementar	1	planear	0	restituir	0
atascar	-1	decantar	0	encriptar	0	increpar	0	planificar	0	restringir	-1
atemorizar	-1	decapitar	0	encuadrar	0	incriminar	0	plantar	0	resucitar	0
atender	0	decepcio	-1	encubrir	-1	incrustar	0	plantear	0	resultar	0
atener	0	decidir	0	encuestar	0	incubar	0	plasmear	0	resumir	0
atentar	-1	decir	0	encumbrar	0	inculcar	0	platear	0	resurgir	0
atenuar	0	declamar	0	enderezar	1	inculpar	0	platicar	0	retar	0
aterrar	0	declarar	0	endeudar	0	incumbir	0	plebiscitar	0	retardar	0
aterrizar	0	declinar	0	endosar	0	incumplir	-1	plegar	0	retener	0
aterrorizar	0	decodific	0	endulzar	0	incurrir	0	poblar	0	retirar	0
atesorar	0	decomisa	0	endurecer	-1	incursionar	0	podar	0	retocar	0
atestiguar	0	deconstru	0	enemistar	0	indagar	0	poder	0	retomar	0
atiborrar	0	decorar	0	energizar	0	indemnizar	0	polarizar	-1	retorcer	0
atinar	0	decrecer	0	enfatar	0	independizar	0	polemizar	0	retornar	0
atisbar	0	decretar	0	enfermar	0	indexar	0	polinizar	0	retractar	0
atizar	-1	dedicar	0	enfilas	0	indicar	0	politizar	0	retraer	0
atomizar	0	deducir	0	enfocar	0	indignar	0	pololear	0	retransmitir	0
atormentar	0	defender	0	enfrascar	0	individualizar	0	ponderar	0	retasas	0
atracar	0	defenestr	0	enfrentar	0	inducir	0	poner	0	retratar	0
atraer	0	definir	0	enfriar	0	indultar	0	pontificar	0	retribuir	0
atrapar	0	deformar	0	enfurecer	0	industrializar	0	popularizar	0	retroalimentar	0
atrasar	0	defraudar	-1	enganchar	0	infectar	0	porfiar	0	retroceder	-1
atrasesar	0	degenera	0	engañar	-1	inferir	0	portar	0	retrotraer	0
atrever	0	degradar	0	engendrar	0	infiltrar	0	posar	0	retrucar	0
atribuir	0	degustar	0	englobar	0	inflamar	0	poseer	0	retuitear	0
atrincherar	0	dejar	0	engordar	0	inflar	0	posibilitar	0	retumbar	0
atrofiar	0	delatar	0	engrandecer	0	infligir	-1	posicionar	0	reubicar	0
atropellar	0	delegar	0	engrosar	0	influnciar	0	posponer	0	reunir	0
auditar	0	deleitar	0	engullir	0	influir	0	postear	0	reutilizar	0
augurar	0	deliberar	0	enjuiciar	0	informar	0	postergar	-1	rev alidar	0
aullar	0	delimitar	0	enlazar	0	infringir	-1	postular	0	rev alorizar	1
aumentar	1	delinear	0	enlodar	0	infundir	0	potenciar	1	rev aluar	0
aunar	0	delinquir	0	enloquecer	0	ingeniar	0	practicar	0	revelar	0
auscultar	0	demandar	0	enmarcar	0	ingerir	0	precarizar	-1	rev ender	0
ausentar	0	demarcar	0	enmascarar	0	ingresar	0	precaver	0	rev entar	0
auspicar	0	demasiar	0	enmendar	0	inhabilitar	0	preceder	0	rev erdecer	0
autodefinir	0	democrat	0	enmudecer	0	inhalar	0	preciar	0	rev ersar	0
autogestion	0	demoler	0	enojar	0	inhibir	0	precipitar	0	rev ertir	0
automatizar	0	demonizar	0	enorgullecer	1	iniciar	0	precisar	0	rev estir	0
autorizar	0	demorar	-1	enquistar	0	injuriar	0	predecir	0	rev isar	0
autorregular	0	demostrar	0	enraizar	0	inmiscuir	0	predetermina	0	rev isitar	0
auxiliar	0	denegar	0	enrarecer	0	inmolar	0	predicar	0	rev istar	0
avalar	0	denigrar	0	enredar	0	inmortalizar	0	predisponer	0	rev italizar	1
avaluar	0	denomina	0	enrielar	0	inmov ilizar	0	predominar	0	rev ivir	0
avanzar	0	denostar	-1	enriquecer	0	inmunizar	0	prefabricar	0	rev ocar	0
avasallar	0	denotar	0	enrolar	0	inmutar	0	preferir	0	rev olotear	0
avecinar	0	densificar	0	enrostrar	0	innovar	0	pregonar	0	rev olucionar	0
aventar	0	denunciar	-1	ensalzar	0	inquieta	0	preguntar	0	rev olver	0
aventajar	0	deparar	0	ensamblar	0	inquirir	0	prejuzgar	0	rezar	0
aventurar	0	depender	0	ensanchar	0	inscribir	0	premiar	1	ridiculizar	0
avergonzar	0	deplorar	0	ensañar	0	insertar	0	prender	0	rigidizar	0
averiguar	0	deponer	0	ensayar	0	insinuar	0	preocupar	-1	rivalizar	0
avisar	0	deportar	0	enseñar	0	insistir	0	prepagar	0	robar	-1
avistar	0	depositar	0	enseñorear	0	inspeccionar	0	preparar	0	robustecer	1
avivar	0	depreciar	0	ensombrecer	-1	inspirar	0	presagiar	0	rociar	0
avizorar	0	deprimir	-1	ensuciar	-1	instalar	0	prescindir	0	rodar	0
ayudar	1	depurar	0	entablar	0	instar	0	prescribir	0	rodear	0
azotar	0	derivar	0	entender	0	instaurar	0	presenciar	0	rogar	0
azuzar	0	derogar	0	enterar	0	instigar	0	presentar	0	romper	0
bailar	0	derramar	0	enterrar	0	institucionaliz	0	presentir	0	roncar	0
bajar	-1	derretir	0	entonar	0	instituir	0	preservar	0	rondar	0
balancear	0	derribar	0	entorpecer	-1	instruir	0	presidencializ	0	rotar	0
balear	0	derrocar	0	entrapar	0	instrumentaliz	0	presidir	0	rotular	0
bañar	0	derrochar	0	entrañar	0	insultar	0	presionar	-1	rozar	0
barajar	0	derrotar	0	entrar	0	integrar	0	prestar	0	rubricar	0
barrer	0	derrumbar	-1	entrecruzar	0	intensificar	0	prestigiar	0	rugir	0
bartender	0	desaceler	-1	entregar	0	intentar	0	presumir	0	rumiar	0
basar	0	desaconse	0	entrelazar	0	interactuar	0	presuponer	0	rumorear	0
bastar	0	desacopl	0	entremezclar	0	intercalar	0	presupuestar	0	saber	0
batallar	0	desacredi	-1	entrenar	0	intercambiar	0	pretender	0	saborear	0
batir	0	desactiva	0	entretener	0	interceder	0	prev alecer	0	sabotear	0

Tabla 2

RESUMEN DE LEMAS ETIQUETADOS EN DICCIONARIO IS-NEWS

Lemas únicos etiquetados								
Tipo vocablo	Negativas (-1)	Positivas (+1)	Disminuidores (*0,5)	Aumentadores (*1,5)	Negaciones (* -1)	Subtotal	Neutras	Total
VERBOS	179	78	-	-	-	257	2575	2832
ADJETIVOS	26	10	7	24	-	67	4090	4157
ADVERBIOS	2	1	11	31	5	50	578	628
TOTAL	207	89	18	55	5	374	7243	7617

RESUMEN DE PALABRAS Y LEMAS ETIQUETADOS EN DICCIONARIO IS-NEWS

Lemas y sus derivaciones o formas flexionadas*

Total palabras etiquetadas								
Tipo vocablo	Negativas (-1)	Positivas (+1)	Disminuidores (*0,5)	Aumentadores (*1,5)	Negaciones (* -1)	Subtotal	Lemas neutros	Total
VERBOS	3442	1662	-	-	-	5104	2575	7679
ADJETIVOS	90	51	37	84	-	262	4090	4352
ADVERBIOS	2	1	14	31	5	53	578	631
TOTAL	3534	1714	51	115	5	5419	7243	12662

*Las derivaciones constituyen conjugaciones, palabras en plural, tiempos verbales, entre otros. Cada verbo del diccionario tiene asociado un promedio de veinte derivaciones; por ejemplo, aumentar, vs aumentado, aumentando, aumentó, aumentará, aumentaría, etc.

REFERENCIAS

- Aguilar, P., Ghirelli, C., Pacce, M., & Urtasun, A. (2021). Can News Help Measure Economic Sentiment? An Application in COVID-19 Times. *Economics Letters*, Volume 199.
- Altig, D., Baker, S. R., Barrero, J. M., Bloom, N., Bunn, P., Chen, S., . . . Thwaites, G. (2020). Economic uncertainty before and during the COVID-19 pandemic. *Journal of Public Economic*, 191, 104274.
- Baker, S. R., Bloom, N., & Davis, S. J. (2016). Measuring Economic Policy Uncertainty. *Quarterly Journal of Economics*, 131(4): 1593–1636.
- Balahur, A., Steinberger, R., Kabadjov, M., Zavarella, V., van der Goot, E., Halkia, M., . . . Belyaeva, J. (2013). Sentiment Analysis in the News. *Proceedings of the 7th International Conference on Language Resources and Evaluation*, (pp. pp. 2216-2220). Malta.
- Banbura, M., Giannone, D., & Reichlin, L. (2011). Nowcasting. In M. P. Clements, & D. F. Hendry, *The Oxford Handbook of Economic Forecasting*. New York: Oxford University Press.
- Becerra, J. S., & Cruces, A. (2021). Sentimiento en el Informe De Estabilidad Financiera del Banco Central de Chile. *Banco Central de Chile*, Documento de Trabajo N°930.
- Becerra, J. S., & Sagner, A. (2020). Twitter-Based Economic Policy Uncertainty Index for Chile. *Central Bank of Chile*, Working paper N°833.
- Bernabeu, N. (2002). *Breve Historia de la Prensa*. Proyecto QuadraQuinta.
- Buckman, S., Shapiro, A., Sudhof, M., & Wilson, D. (2020). News Sentiment in the Time of COVID-19. *Federal Reserve Bank of San Francisco*, Economic Letter 2020-08.
- Cerda, R., Silva, Á., & Valente, J. (2016). Economic Policy Uncertainty Indices for Chile. *Latin American Center for Economic and Social Policies (CLAPES-UC)*, Working Paper.
- Correa, R., Garud, K., Londono, J. M., & Misláng, N. (2017). Constructing a Dictionary for Financial Stability. *IFDP Notes*. Washington: Board of Governors of the Federal Reserve System.
- Cruz Cornejo, C. (2017). Análisis de Sentimientos Enfocado a la Calidad de Servicio de la Banca Española. *Universidad Complutense de Madrid*. Trabajo fin de máster.
- Cruz, M. d., Peralta, H., & Ávila, B. (2020). Análisis de Sentimiento Basado en el Informe de Percepciones de Negocios del Banco Central de Chile. *Banco Central de Chile*, Documento de Trabajo N°862.
- Díaz Rangel, I., Sidorov, G., & Suárez Guerra, S. (2014). Creación y Evaluación de un Diccionario Marcado con Emociones y Ponderado para el Español. *Onomázein*, 31-46.
- Gorodnichenko, Y., Pham, T., & Talavera, O. (2021). The Voice of Monetary Policy. *National Bureau of Economic Research*(Working Paper 28592), Working Paper 28592.
- Hansen, S., McMahon, M., & Prat, A. (2018). Transparency and Deliberation Within FOMC: A Computational Linguistics Approach. *The Quarterly Journal of Economics*, Volume 133, pp. 801-870.
- International Monetary Fund. (2018). *Regional Economic Outlook, Western Hemisphere*.
- Kalamara, E., Turrell, A., Redl, C., Kapetanios, G., & Kapadia, S. (2020). Making Text Count: Economic Forecasting Using Newspaper Text. *Bank of England*, Staff Working Paper No. 865.

- Larsen, V., & Thorsrud, L. (2015). The Value of News. *BI Norwegian Business School, CAMP Working Paper Series No 6*.
- Loughran, T., & McDonald, B. (2011). When Is a Liability Not a Liability? Textual Analysis, Dictionaries, and 10-Ks. *The Journal of Finance*, Volume 66, pp. 35-65.
- Mäntylä, M. V., Graziotin, D., & Kuutila, M. (2018). The Evolution of Sentiment Analysis - A Review of Research Topics, Venues, and Top Cited Papers. *Computer Science Review*, Volume 27, pp. 16-32.
- Mechulam Burstin, N., & Salvia Varela, D. (2018). Construcción de Léxicos Dinámicos para el Análisis de Sentimientos. *Universidad de la República, Uruguay. Tesis de grado*.
- Medhat, W., Hassan, A., & Korasky, H. (2014). Sentiment Analysis Algorithms and Applications: A Survey. *Ain Shams Engineering Journal*, Volume 5, pp 1093-1113.
- Moreno Bernal, Á. I., & González Pedraz, C. (2020). Análisis de Sentimiento del Informe de Estabilidad Financiera. *Banco de España, Documentos de Trabajo N.º 2011*.
- Pérez Albertos, A. (2018). Leyendo Más Allá de las Palabras: Uso del Análisis de Textos para Medir el Sentimiento de Mercado en España. *Universidad Pontificia Comillas. Tesis de grado*.
- Rambaccussing, D., & Kwiatkowski, A. (2020). Forecasting With News Sentiment: Evidence With UK Newspapers. *International Journal of Forecasting*, Volume 36, pp1501-1516.
- Reis, J., Benevenuto, F., Vaz de Melo, P. O., Prates, R., Kwak, H., & An, J. (2015). Breaking the News: First Impressions Matter on Online News. *Proceedings of the Ninth International AAAI Conference on Web and Social Media*, (pp. 357-366).
- Saberi, B., & Saad, S. (2017). Sentiment Analysis or Opinion Mining: A Review. *International Journal on Advanced Science, Engineering Information Technology*, pp 1660-1666.
- Sánchez Sánchez, I. (2012). Breve Historia de la Prensa en el Siglo XIX. En A. González-Calero, *Cultura en Castilla-La Mancha en el Siglo XIX* (págs. 283-300).
- Shapiro, A. H., Sudhof, M., & Wilson, D. (2020). Measuring News Sentiment. *Federal Reserve Bank of San Francisco*, Working Paper 2017-01.
- Song, M., & Kyung-Shik, S. (2019). Forecasting Economic Indicators Using a Consumer Sentiment Index: Survey-Based Versus Text-Based Data. *Journal of Forecasting*, Volume 38, pp. 504-518.
- Thorsrud, L. A. (2016). Nowcasting Using News Topics. Big Data Versus Big Bank. *Advances in Short-Term Forecasting. ECB Workshop*. Frankfurt am Main.

<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 – 938

Utilización de noticias de prensa como indicador de confianza económica en tiempo real

María del Pilar Cruz, Hugo Peralta, Juan Pablo Cova

DTBC – 937

Monetary Policy Spillover to Small Open Economies: Is the Transmission Different under Low Interest Rates?

Cao et al.

DTBC – 936

Domestic Linkages and the Transmission of Commodity Price Shocks

Damian Romero

DTBC – 935

Firm Export Dynamics and the Exchange Rate: A Quantitative Exploration

Bernabe Lopez-Martin

DTBC – 934

The Labor Earnings Gap, Heterogeneous Wage Phillips Curves, and Monetary Policy

Mario Giarda

DTBC – 933

The impact of climate change on economic output in Chile: past and future

Karla Hernández, Carlos Madeira

DTBC – 932

Risk modeling with option-implied correlations and score-driven dynamics

Marco Piña, Rodrigo Herrera

DTBC – 931

Nowcasting Chilean household consumption with electronic payment data

Marcus P. A. Cobb

DTBC – 930

Sentimiento en el Informe de Estabilidad Financiera del Banco Central de Chile J.

Sebastián Becerra, Alejandra Cruces

DTBC – 929

Inequality, Nominal Rigidities, and Aggregate Demand

Sebastian Diz, Mario Giarda, and Damián Romero

DTBC – 928

Rational Sentiments and Financial Frictions

Paymon Khorrami, Fernando Mendo

DTBC – 927

Saving Constraints, Inequality, and the Credit Market Response to Fiscal Stimulus

Jorge Miranda-Pinto, Daniel Murphy, Kieran James Walsh, Eric R. Young

DTBC – 926

Liquidez del sector corporativo chileno: estimación de disponibilidad de caja bajo escenarios de estrés

Jorge Fernández, Fernando Pino, María Ignacia Valencia

DTBC – 925

Procyclical fiscal policy and asset market incompleteness

Andrés Fernández, Daniel Guzman, Ruy E. Lama, Carlos A. Vegh

DTBC – 924

Reserve Accumulation and Capital Flows: Theory and Evidence from Non-Advanced Economies

Juan Pablo Ugarte

DTBC – 923

Estimates of the US Shadow-Rate

Rodrigo Alfaro, Marco Piña

