

TRANSPARENCIA ASG EN MÉXICO: UNA EVALUACIÓN CUANTITATIVA DE INFORMES CORPORATIVOS MEDIANTE PROCESAMIENTO DEL LENGUAJE NATURAL (PLN)

Ambrosio Ortiz Ramírez*

Ana Lorena Jiménez Preciado**

Amaury Antonio Avila Martinez ***

(Recibido: noviembre 2025 / Aceptado: diciembre 2025)

Resumen

En este trabajo se presenta una metodología para medir la existencia de criterios ASG en la información corporativa de las empresas públicas mexicanas que pertenecen al IPC Sustentable (IPCS) mediante técnicas de Procesamiento del Lenguaje Natural (PLN). Con base en un corpus de 383 informes trimestrales de 16 emisoras incluidas en el IPCS en el período 2018-2023, se desarrolla un proceso de análisis textual: extracción, preprocesamiento y análisis lingüístico, para generar métricas cuantitativas. En particular, se desarrollan dos scores, el primero mide la frecuencia y polaridad de las menciones relacionadas con la sostenibilidad, y un score de riesgo ponderado, que combina indicadores textuales de riesgo corporativo (60%) con una medida de vulnerabilidad financiera basado en la relación deuda/EBITDA (40%). Los resultados indican una falta de transparencia y reporte explícito sobre prácticas ESG de las empresas.

Palabras clave: Responsabilidad social corporativa, gobierno corporativo, grandes conjuntos de datos

Clasificación JEL: M14, G34, C55

* Instituto Politécnico Nacional. Escuela Superior de Economía. Correo: amortiz@ipn.mx

** Instituto Politécnico Nacional. Escuela Superior de Economía. Correo: ajimenezp@ipn.mx

*** Instituto Politécnico Nacional. Escuela Superior de Economía. Correo: aaavilam1502@alumno.ipn.mx

ESG TRANSPARENCY IN MEXICO: A QUANTITATIVE ASSESSMENT OF CORPORATE REPORTS USING NATURAL LANGUAGE PROCESSING (NLP)

Abstract

This paper presents a methodology for measuring the presence of ESG criteria in the corporate information of Mexican public companies included in the Sustainable Corporate Accounting Index (SCI) using Natural Language Processing (NLP) techniques. Based on a corpus of 383 quarterly reports from 16 issuers included in the SCI from 2018 to 2023, a textual analysis process is developed: extraction, preprocessing, and linguistic analysis to generate quantitative metrics. Specifically, two scores are developed: the first measures the frequency and polarity of mentions related to sustainability, and a weighted risk score, which combines textual indicators of corporate risk (60%) with a measure of financial vulnerability based on the debt-to-EBITDA ratio (40%). The results indicate a lack of transparency and explicit reporting on companies' ESG practices.

Keywords: Corporate social responsibility, corporate governance, big data.

JEL Classification: M14, G34, C55

1. Introducción

En la actualidad, los factores Ambientales, Sociales y de Gobernanza ASG (ESG Environmental, Social and Governance), son vitales para los países de todo el mundo en su esfuerzo por garantizar el desarrollo sostenible y fomentar su éxito. La creciente atención mundial a la sostenibilidad ha hecho que los informes ASG sean esenciales para ayudar a las empresas a alinear sus estrategias con los objetivos internacionales, (Katz, Gu, y Jiang, 2024; Talapaneni, 2024). La evaluación de los criterios ASG es la medida tanto de la sostenibilidad corporativa como del rendimiento financiero (Kannan & Seki, 2023).

Sin embargo, la dificultad de obtener información ASG objetiva y estandarizada es un problema considerable. Las pruebas para validar las calificaciones ASG altas o bajas, en la mayoría de los casos, son demasiado generales y vagas. Las distintas metodologías y los diferentes criterios de evaluación utilizados por las agencias de calificación pueden dar lugar a que las puntuaciones ASG de una misma empresa sean incoherentes. También resulta problemático extraer información útil de los informes de sostenibilidad, ya que suelen ser extensos, son formulados por las propias empresas, carecen de normalización, constan de información técnica intrincada y tienden a ser extensos (Kim et al., 2023). El hecho de que la medición de criterios ASG no sea estandarizada implica problemas para medir el desarrollo sostenible bajo estos criterios, sobre todo para las empresas públicas listadas en bolsas que están obligadas a informar respecto de sus factores ASG, (Kim et al., 2023; Katz, Gu, y Jiang, 2024).

No obstante, los avances realizados en el Procesamiento del Lenguaje Natural (PLN) tienen el potencial de ser parte de la solución a estos problemas. El PLN consiste en una serie de técnicas informáticas para el análisis de textos y su exposición de forma coherente con el estilo de escritura natural de los seres humanos (Schimanski et al., 2024). El uso de herramientas de PLN para analizar grandes conjuntos de datos textuales, como informes públicos y artículos de noticias, mejora con-

siderablemente la precisión y la conveniencia de las evaluaciones ASG de las empresas. Estudios recientes señalan que los modelos de PLN más avanzados, como BERT, RoBERTa y DistilBERT¹, pueden aplicarse a la clasificación y el análisis de textos ASG (Ruberg, 2021; Schimanski et al., 2024; Talapaneni, 2024).

La tecnología de inteligencia artificial está ahora equipada con modelos que son capaces de clasificar y extraer texto relacionado a ASG a partir de datos no estructurados previa adaptación según los detalles relevantes de la industria. Zhang (2025) afirma que para reflejar eficazmente el ajuste de los modelos pre-entrenados a las características específicas de sectores como el financiero o el ASG aumentará la productividad media. Los métodos existentes como el TF-IDF (Term frequency-Inverse Document Frequency), que es el método de comprobación de la frecuencia con la que aparecen los términos en diferentes documentos, han sido capaces de identificar los términos clave, ya que el análisis del tono de los textos relacionados con las menciones de ASG permite conocer esos sentimientos (positivo, neutro o negativo) en textos que permiten identificar a los sujetos que reivindican los hechos ASG mencionados, (Liang et al., 2022). Con tales perspectivas, es posible automatizar la extracción de información incluso de informes anuales, memorias de sostenibilidad y comunicados de prensa corporativos, (Gu, et al., 2024).

Este trabajo tiene como objetivo evaluar a las empresas mexicanas incluidas en el índice de Precios y Cotizaciones sustentable (IPC sustentable) mediante la aplicación de técnicas de PLN para la extracción automatizada de información contenida en sus reportes de estados financieros. A partir de esta información, se generarán dos indicadores: un score ASG, que identifique y cuantifique las menciones relacionadas con criterios ASG, incluyendo el análisis del sentimiento asociado a dichas menciones, y, un score de riesgo ponderado, en donde se proporciona un peso de 60% basa-

1. Son modelos para que usan las computadoras para procesar el lenguaje humano y se basan en una arquitectura de red neuronal ("Transformer") y comparten una característica clave: ya han sido "alimentados" y entrenados con cantidades masivas de texto antes de ser aplicados a una tarea específica. Por ejemplo: BERT son las siglas de: Bidirectional Encoder Representations from Transformers, véase Devlin et al. (2019), véase Li et al. (2019) para RoBERTa y Sanh et al. (2019) para DistilBERT.

do en la detección de expresiones y patrones lingüísticos vinculados con situaciones de riesgo corporativo y un 40% en riesgo financiero calculado a partir del cociente entre el nivel de deuda y sus Beneficios Antes de Intereses, Impuestos, Depreciación y Amortización (EBITDA por sus siglas en inglés), elementos relacionados con la fragilidad financiera de las empresas bajo el enfoque de riesgos financieros. Esta selección del 60% al riesgo textual tiene el propósito de otorgar una mayor importancia al análisis de texto, y el 40% de riesgo de financiero para un contraste cuantitativo al indicador, lo cual refleja la influencia relativa a las expresiones no financieras como a un indicador financiero.

2. Marco metodológico para el análisis de criterios ESG mediante PLN

El primer paso de cualquier análisis textual basado en PLN es el desarrollo de un corpus bien seleccionado y de alta calidad. Para la valoración ASG, el proceso implica tomar decisiones clave sobre las fuentes de los documentos, los plazos de análisis y los criterios de inclusión. En esta investigación se toma como antecedente el trabajo de Loughran y McDonald (2016), que recomienda utilizar documentos oficiales y estandarizados como fuente principal que faciliten la comparación entre diversas empresas y garanticen la continuidad temporal.

Bravo et al., (2017) señalan que se obtiene una visión más amplia al incluir informes financieros (trimestrales y anuales) y publicaciones de sostenibilidad auto divulgadas, lo que permite captar con precisión la perspectiva del comunicador. La principal ventaja de los archivos oficiales suministrados a reguladores en México, como la Comisión Nacional Bancaria y de Valores (CNBV) es que están más o menos estandarizados, además están sujetos a requisitos legales en cuanto a su precisión y se obtienen periódicamente, lo que facilita el seguimiento de los cambios a lo largo del tiempo.

Miralles-Quirós et al. (2019) estimaron que la adopción de altos estándares ASG por parte de las empresas brasileñas durante el período 2010-2015 contribuyó a

su mayor resiliencia durante una profunda recesión económica como la que azotó al país en la década de 2010. En Khemir et al. (2019) se han identificado importantes vacíos de información en la divulgación de ASG entre las empresas latinoamericanas. En México, la adopción de factores ASG como parte integral de la responsabilidad social corporativa se aceleró significativamente tras la introducción del Índice de Precios y Cotizaciones S&P/BMV IPC Sustentable (IPC's) de la Bolsa Mexicana de Valores en 2011. Rivera y Durón (2021) concluyeron que las empresas que figuran en el IPC Sustentable de México y cuentan con altas calificaciones ASG al comprender la complejidad del problema de la COVID-19, han superado al mercado en rentabilidad, es decir, con altos indicadores de Retorno sobre Activos (ROA) y Retorno sobre Capital (ROE).

Las etapas para el análisis de criterios ASG mediante PLN se pueden resumir en:

- A) *Creación de léxicos especializados y diccionarios temáticos.* Selección y aplicación de algoritmos de modelado de temas para identificar automáticamente los términos relevantes del corpus acorde con ASG. Por ejemplo, en la *tabla 6* se están las palabras enfocadas al riesgo (vg. volatilidad), en las *tablas 7, 8 y 9* se presentan las palabras enfocadas al ambiente (vg. sostenibilidad), a lo social (vg. inclusión) y gobernanza (vg. gobierno corporativo), respectivamente.
- B) *Estrategias de clasificación ASG y extracción de información.* Identificación, selección para extraer y clasificar la información relevante para los criterios ASG.
- C) *Implementación de puntuaciones ASG y métricas cuantitativas.* Asignar puntuaciones ASG basadas en texto utilizando las dimensiones de opiniones muy sólidas y positivas (prominencia), mayor o menor cantidad de detalles y emociones/sentimientos (especificidad), y el sentimiento (estado de ánimo) relacionado con el tema.
- D) *Análisis temporal y detección de cambios significativos.* Implica la aplicación de técnicas de análisis de series temporales a métricas textuales.

- E) *Interpretabilidad y validación de resultados*. En este trabajo se destacan las técnicas de interpretabilidad local y los beneficios que pueden aportar las *LIME* (Explicaciones Locales Interpretables y Agnósticas del Modelo).
- F) *Integración con datos financieros y métricas operativas*. La interacción entre la información corporativa ambiental y socialmente responsable, medida exclusivamente con base en texto, y la que revela correctamente el éxito financiero es el principal problema abordado en este estudio. En particular, esto requiere la integración de las puntuaciones generadas por PLN con los datos financieros y operativos estructurados.

3. Análisis comparativo del IPC sustentable (2018-2019)

3.1. Los criterios ASG en las inversiones

La incorporación de los criterios ASG en el ciclo de construcción de portafolios es el resultado de un sistema bien diseñado que comienza con la selección de acciones sostenibles. Este primer paso consiste en identificar y examinar empresas, fondos u otros instrumentos financieros que puedan demostrar su compromiso con prácticas sostenibles en todas las dimensiones ASG.

3.2. Análisis de índices de gobernanza

Los índices de gobernanza son herramientas esenciales para medir la consistencia y la eficiencia de los marcos institucionales, que pueden compararse en términos de transparencia, rendición de cuentas y desempeño general de gobernanza a nivel nacional, regional o corporativo. Estos índices cobran aún mayor utilidad en el mercado financiero mexicano, especialmente en la BMV, donde permiten determinar sistemáticamente la calidad del gobierno corporativo en las empresas que forman parte del IPC y, en particular, del Índice IPC Sustentable.

Para analizar el entorno de gobernanza de México, como parte de uno de los criterios ASG, se utilizan los Indicadores Mundiales de Gobernanza (WGI por sus siglas en inglés) del Banco Mundial. Estos indicadores son fuentes relevantes que ofrecen una sinopsis de las principales dimensiones de la gobernanza en cada país, con una escala que abarca desde aproximadamente -2.5, que representa una situación de gobernanza débil, hasta +2.5, que representa una etapa de gobernanza sólida. El sistema de puntuación se basa en un percentil de 0 a 100.

El primer indicador es “Voz y Rendición de Cuentas”, que analiza la opinión de los encuestados sobre la confianza de los ciudadanos en poder decidir sobre el gobierno que los representa, así como sobre la libertad de expresión, la libertad de reunión y la independencia de los medios de comunicación. Todo esto será válido para el período 2018-2023, como se muestra en la primera fila de la Tabla 1.

Tabla 1.

Indicador de voz y rendición de cuentas en México.

<i>Año</i>	<i>Número de fuentes</i>	<i>Gobernanza (-2.5 a +2.5)</i>	<i>Rango percentil</i>	<i>Error estándar</i>
2018	16	-0.01	45.63	0.13
2019	15	0.01	45.89	0.12
2020	14	-0.03	44.93	0.13
2021	13	-0.08	43.96	0.13
2022	13	-0.12	42.03	0.13
2023	13	-0.12	42.16	0.12

Nota: Elaboración propia con datos del Fondo Monetario Internacional (2023).

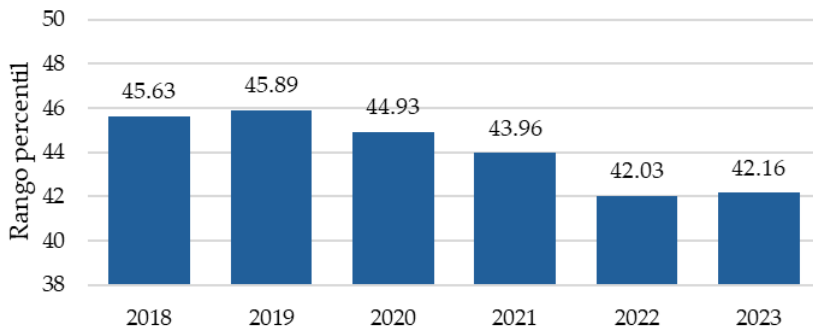
El análisis de la Tabla 1 revela una tendencia preocupante en términos de voz y rendición de cuentas en México. Durante el período analizado, se ha observado un deterioro gradual y sostenido en este indicador clave de gobernanza. Al partir de

una posición ya moderada en 2018, con una puntuación de -0.01 (equivalente al percentil 45.63), México ha experimentado un descenso continuo, alcanzando -0.12 (percentil 42.16) en 2023. Esta disminución de 3.47 puntos porcentuales representa un retroceso significativo, que coloca al país por debajo de la mediana mundial en esta dimensión crítica de la gobernanza.

Cabe destacar que esta tendencia negativa se ha producido en paralelo con una reducción en el número de fuentes utilizadas para construir el indicador, que pasó de 16 en 2018 a 13 en 2023. Si bien, esta reducción podría plantear dudas metodológicas, la consistencia del error estándar (que se ha mantenido estable entre 0.12 y 0.13) sugiere que la robustez estadística del indicador no se ha visto significativamente comprometida. El deterioro observado en este indicador coincide con los hallazgos de Casar y Ugalde (2019), quienes documentan un debilitamiento del sistema de pesos y contrapesos institucionales y una progresiva concentración del poder político durante este período. En la Figura 1 se confirma la tendencia a la baja, lo que muestra claramente la intensidad de la caída a lo largo del tiempo. Resulta particularmente interesante que México, a pesar de algunos cambios en los datos, nunca alcance el percentil 50 durante todo el período estudiado. Esto indica de forma clara y consistente la baja clasificación de México en esta dimensión de gobernanza.

Figura 1.

Voz y rendición de cuentas en México (2018-2023).



Nota: Elaboración propia con datos del Banco Mundial.

Por otro lado, se presenta el indicador de estabilidad política y ausencia de violencia/terrorismo, se centra en la probabilidad de inestabilidad política o actos violentos con motivaciones políticas según las percepciones. En el caso de México, resulta evidente que los resultados de las discusiones mencionadas distaron mucho de ser optimistas, como revelan los datos derivados de la Tabla 2.

Las puntuaciones de México en esta dimensión son negativas, y sus rangos se mantienen dentro del primer cuartil de la distribución global, con un periodo que varía de -0.84 (2019) a -0.63 (2023) y percentiles de 18.4 a 23.11. El movimiento de los puntos en la gráfica da la impresión de una cifra con un patrón fluctuante, pero se desconoce qué podría ocurrir en los próximos años que cambie esta situación. Sin la evolución de los datos, que puede ser un movimiento ascendente o descendente hacia la derecha o la izquierda, no se puede afirmar una tendencia clara. En cuanto a la política (2019) de los datos citados y las diferentes estrategias de seguridad adoptadas, las regiones experimentaron diferentes efectos, por lo que sufrieron un aumento o disminución de la violencia, como se observa en los conjuntos de datos del INEGI y CONAPRED (2018).

Tabla 2.

Estabilidad política y ausencia de violencia/terrorismo en México.

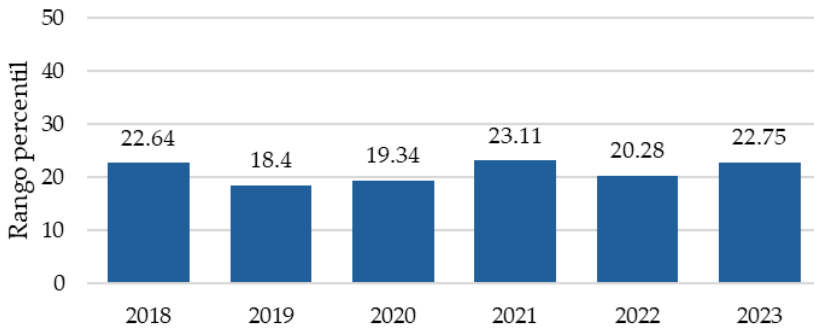
<i>Año</i>	<i>Número de fuentes</i>	<i>Gobernanza (-2.5 a +2.5)</i>	<i>Rango percentil</i>	<i>Error estándar</i>
2018	10	-0.67	22.64	0.20
2019	9	-0.84	18.40	0.21
2020	8	-0.79	19.37	0.21
2021	8	-0.69	23.11	0.21
2022	8	-0.69	20.28	0.21
2023	9	-0.63	22.75	0.21

Nota: Elaboración propia con datos del Banco Mundial.

A continuación, se presenta la Figura 2, la cual muestra los rangos de 18.4, hasta 23.11 y 22.75, ocurridas en 2019, 2021 y 2023. Este patrón comparte la explicación de Castilla-Polo (2024) sobre las estrategias de seguridad multifacéticas implementadas. Los indicadores de gobernanza en México muestran un desempeño deficiente y, por lo tanto, el entorno del país presenta un desafío institucional para la implementación efectiva de las normas ASG en el sector empresarial. Khanna y Palepu (2010) afirmaron que, ante la falta de solidez institucional, las empresas se vuelven vulnerables a “vacíos institucionales” que podrían fomentar comportamientos oportunistas y, al mismo tiempo, limitar la verificación independiente de sus compromisos en materia de sostenibilidad.

Figura 2

Estabilidad política y ausencia de violencia/terrorismo en México



Nota: Elaboración propia con datos del Banco Mundial.

Para las empresas del IPC, especialmente las del Índice IPC Sostenible, esta situación sugiere que las estructuras internas de gobierno corporativo deben estar bien desarrolladas para que actúen como repuestos del sistema y compensen las deficiencias institucionales. Esto también lo confirma la evidencia de Briano-Turrent y Rodríguez-Ariza (2016), quienes hallaron que, en el contexto mexicano, las empresas bien gobernadas pueden contribuir a reducir el impacto de un entorno institucional

débil, atrayendo de esta manera a inversores y otras partes interesadas. Por lo tanto, el análisis de los indicadores de gobernanza a nivel nacional constituye un antecedente necesario para analizar en detalle las medidas adoptadas por las empresas mexicanas en la implementación de los criterios ASG, en particular en el pilar de gobernanza.

3.3. Análisis estadístico del IPN sustentable ('EG.MX') y IPC ('^MXX').

El análisis estadístico comparativo de dos importantes índices de la BMV, el IPC tradicional ('^MXX') y el IPC Sustentable ('EG.MX'), durante el período 2018-2023.

Tabla 3.

Estadística descriptiva del IPC e IPC sustentable

Índice	EG.MX	^MMX
Observaciones	664	644
Media	8,840.47	47,147.30
Desviación estándar	673.74	5,454.94
Mínimo	7,471.27	35,517.77
25%	8,346.12	44,276.05
50%	8,814.93	48,731.91
75%	9,440.90	54,293.44
Máximo	10,424.39	56,609.54

Nota: elaboración propia.

El análisis estadístico se centró en la caracterización de ambos índices mediante el tratamiento de un conjunto de 664 observaciones diarias correspondientes al IPC Sustentable y 644 al IPC tradicional durante el período de la investigación. La información en Tabla 3 revela que ambos índices difieren principalmente en escala; el IPC Sostenible tiene un promedio de 8840.47, mientras que el tradicional tiene

47147.30. Podría parecer que el IPC Sustentable es menor, pero no es así; la gran diferencia se debe simplemente a su construcción. Además, las propiedades de forma y dispersión son más ilustrativas: el IPC Sustentable tiene una desviación estándar de 673.74 puntos, lo que representa aproximadamente el 7.62% de su media, y el IPC tradicional tiene una desviación estándar de 5.454,94, lo que corresponde al 11.57 % de su promedio. El hecho de que el IPC tradicional presenta mayor dispersión que el Sustentable, es consistente con la conclusión de Moneva y Ortas (2009), quienes afirman que cuantos más elementos ASG contenga un portafolio, más estable será.

4. Análisis de reportes financieros de emisoras ASG mediante PNL.

En esta sección se presenta una metodología innovadora y creativa que permite medir la existencia de criterios ASG en la información corporativa de las empresas públicas mexicanas que pertenecen al IPC Sustentable, así como determinar sus perfiles de riesgo mediante PLN). Con base en un corpus de 383 informes trimestrales de 16 emisoras incluidas en el Índice IPC Sustentable durante el período 2018-2023, se desarrolla un proceso de análisis textual: extracción, preprocesamiento y análisis lingüístico, con el objetivo de generar métricas cuantitativas. En específico, se desarrollaron dos scores, el primero de ASG, que mide la frecuencia y polaridad de las menciones relacionadas con la sostenibilidad, y un score de riesgo ponderado, que combina indicadores textuales de riesgo corporativo (60%) con una medida de vulnerabilidad financiera, concretamente la relación deuda/EBITDA (40%).

4.1. Generación de score de riesgo e ASG basados en texto

En este apartado se desarrollan las variables y fuentes de información a utilizar, de igual manera, se definen y clasifican las emisoras a analizar, se proporcionan las palabras de enfoque de acuerdo con temas como: riesgo, el ambiente, social y de gobernanza; se explica el proceso de tokenización, limpieza y lematización.

A) Variables y fuentes de información

Para el análisis se consideró el período 2018-2023, examinando 383 informes trimestrales. Cabe destacar que las empresas del sector financiero no formaron parte de la muestra de esta investigación, basándose en consideraciones metodológicas muy sólidas. La exclusión se basa en la naturaleza específica de su estructura, el hecho de que operan bajo marcos regulatorios diferentes a los de las empresas no financieras y la naturaleza diferente de los indicadores de las empresas no financieras en comparación con los de las financieras.

La Tabla 4 muestra las emisoras consideradas para el análisis, con sus símbolos bursátiles, nombres completos de las empresas, el número de informes trimestrales analizados y las fuentes oficiales de donde se obtuvieron estos documentos. Es importante mencionar que, en el caso de Qualitas, no se encontró disponible el reporte del tercer trimestre de 2019, lo que significa que se cuenta con 23 reportes para este emisor en lugar de 24. Por lo tanto, el corpus final está formado por 383 documentos.

Tabla 4

Conteo de las emisoras para el análisis de los estados financieros.

ID	Tickers	Empresa	Número de reportes	Fuente
1	AC	Arca Continental S.A.B. de C.V.	24	https://www.arcacontal.com/inversionistas/reportes-financieros.aspx
2	AGUA	Grupo Rotoplas S.A.B de C.V.	24	https://rotoplas.com/inversionistas/informacion-financiera/
3	ALPEK	Alpek S.A.B. de C.V.	24	https://www.alpek.com/es/investor-center/reports/

Tabla 4 (continuación)

ID	Tickers	Empresa	Número de reportes	Fuente
4	ALSEA	Alsea S.A.B. de C.V.	24	https://www.alsea.net/inversionistas/centro-de-reportes/reportes-trimestrales.html
5	AMX	América Móvil S.A.B. de C.V.	24	https://www.americamovil.com/Spanish/relacion-con-inversionistas/informes-financieros/bmv-filings/default.aspx
6	BIMBO	Grupo Bimbo S.A.B. de C.V.	24	https://www.grupobimbo.com/es/inversionistas/reportes/reportes-trimestrales
7	CEMEX CPO	CEMEX CPO S.A.B. de C.V.	24	https://www.cemex.com/es/inversionistas/reportes
8	FEMSA	Fomento Económico Mexicano S.A.B. de C.V.	24	https://femsa.gcs-web.com/es/financial-reports/quarterly-results
9	WALME X	Wal-Mart de México S.A.B de C.V.	24	https://www.walmex.mx/informacion-financiera/trimestral.html
10	GAP	Grupo Aeroportuario del Pacífico S.A.B. de C.V.	24	https://www.aeropuertosgap.com.mx/es/informacion-financiera.html
11	GMEXI- CO	Grupo México S.A.B. de C.V.	24	https://www.gmexico.com/Pages/reportes-financieros.aspx

Tabla 4 (continuación)

ID	Tickers	Empresa	Número de reportes	Fuente
12	KIMBER	Kimberly Clark de México S.A.B. de C.V.	24	https://www.kimberly-clark.com.mx/finanzas/reportes-trimestrales
13	KOF	Coca Cola Femsa S.A.B. de C.V.	24	https://coca-colafemsa.com/categoria-reporte/reporte-trimestral/
14	LAB	Genomma Lab Internacional S.A.B. de C.V.	24	https://inversionistas.genommalab.com/informacion-financiera/
15	LIVER-POL	El Puerto de Liverpool S.A.B. de C.V.	24	https://www.elpuertodeliverpool.mx/trimestral.html
16	Q	Qualitas Controladora S.A.B. de C.V.	23 ²	https://qinversionistas.qualitas.com.mx/informacion-financiera/reporte-trimestral
Total			383	

Nota: Elaboración propia.

No se encontró el tercer trimestre de 2019.

La regulación específica incluye Basilea III o las normas emitidas por la Comisión Nacional Bancaria y de Valores (CNBV), siendo las métricas sectoriales y los requisitos de divulgación sus principales características. Además, los indicadores financieros tradicionales, como el índice de deuda a EBITDA utilizado en el análisis

de riesgos de este estudio, no están directamente vinculados a las instituciones financieras. En estas últimas, la interpretación de los pasivos y los conceptos de deuda es diferente, ya que forman parte del negocio y, por lo tanto, no son sólo obligaciones de las empresas financieras, etc. Por lo tanto, diferentes elementos de las instituciones financieras dificultarían la comparabilidad intersectorial y podrían afectar significativamente los resultados.

En cuanto al parámetro ASG, los bancos y entidades similares se centran en estipulaciones diferentes a las del sector y el entorno que podrían considerarse “verdes”, centrándose en áreas como la gobernanza y la inclusión financiera. Por lo tanto, resulta aún más difícil comparar sectores según su factor de consistencia. La falta de consideración del sector financiero se mantiene en el ámbito de la investigación ASG como uno de los métodos principales, según lo identificado por Khan et al. (2016) y Liang y Renneboog (2017).

Posteriormente, para facilitar el análisis sectorial comparativo y la normalización contextualizada de las puntuaciones, cada emisor se clasificó según su actividad económica principal, como se muestra en la Tabla 5. El uso de los datos de esta clasificación sectorial permite descubrir patrones de divulgación específicos de la industria y, además, facilita un análisis comparativo más preciso, al reconocer que la materialidad ASG varía significativamente entre sectores. Otros ejemplos son las empresas de materiales, que suelen sufrir problemas ambientales más graves en comparación con las empresas del sector de consumo, que prefieren resolver los problemas sociales relacionados con su cadena de suministro y la relación con los clientes.

Tabla 5

Clasificación de las emisoras

ID	Tickers	Empresa	Sector
1	AC	Arca Continental S.A.B. de C.V.	Materiales
2	AGUA	Grupo Rotoplas S.A.B de C.V.	Servicios Públicos
3	ALPEK	Alpek S.A.B. de C.V.	Industriales

Tabla 5 (continuación)

ID	Tickers	Empresa	Sector
4	AC	Arca Continental S.A.B. de C.V.	Materiales
5	ALSEA	Alsea S.A.B. de C.V.	Consumo
6	AMX	América Móvil S.A.B. de C.V.	Telecom
7	BIMBO	Grupo Bimbo S.A.B. de C.V.	Consumo
8	CEMEX CPO	CEMEX CPO S.A.B. de C.V.	Materiales
9	FEMSA	Fomento Económico Mexicano S.A.B. de C.V.	Consumo
10	WALMEX	Wal-Mart de México S.A.B. de C.V.	Comercio
11	GAP	Grupo Aeroportuario del Pacífico S.A.B. de C.V.	Comercio
12	GMEXICO	Grupo México S.A.B. de C.V.	Materiales
13	KIMBER	Kimberly Clark de México S.A.B. de C.V.	Consumo
14	KOF	Coca Cola Femsa S.A.B. de C.V.	Consumo
11 15	LAB	Genomma Lab International S.A.B. de C.V.	Salud
16	LIVERPOL	El Puerto de Liverpool S.A.B. de C.V.	Consumo
	Q	Qualitas Controladora S.A.B. de C.V.	Consumo

Nota: Elaboración propia.

B) Score de riesgo basado en texto y en rentabilidad y deuda

Para generar la puntuación de riesgo, se desarrolló un enfoque dual que utiliza tanto el análisis de texto como las métricas financieras fundamentales para abarcar tanto los aspectos cualitativos como cuantitativos del perfil de riesgo de cada emisor. La parte textual de la puntuación de riesgo se generó mediante el PLN de los informes financieros trimestrales. Esto implicó el procesamiento sistemático, similar a una

máquina, de la información contenida en los informes financieros trimestrales para acceder y recuperar cualquier palabra o frase relacionada con el riesgo.

La implementación se basó en un diccionario de palabras y expresiones utilizadas en las empresas mexicanas, como el que se presenta en la Tabla 6. Este trabajo se desarrolló empleando listas de vocabulario extraídas de la investigación interdisciplinaria de Loughran, McDonald (2016) y Bodnaruk et al. (2015), con modificaciones adicionales a las entradas del diccionario para reflejar mejor el entorno empresarial en México.

La frecuencia relativa de estos términos se calculó en relación con el número total de palabras del documento después de la normalización y se utilizó como medida cuantitativa del nivel de lenguaje relacionado con el riesgo en los reportes corporativos, estos elementos se desarrollan con profundidad posteriormente. Si un documento tuviera un mayor número de palabras que constaran de estos términos, esto implicaría que la comunicación de la empresa fue más explícita lingüísticamente sobre las fuentes de riesgo y, en consecuencia, sería conveniente que esta dimensión recibiera una puntuación más alta.

Tabla 6

Diccionario de palabras enfocadas al riesgo, ambiente, en lo social y gobernanza.

Riesgo	Ambiente	En lo social	Gobernanza
Riesgo	Medio ambiente	Empleados	Ética
Incertidumbre	Emisores	Comunidad	Junta directiva
Volatilidad	Energía renovable	Capacitación	Cumplimiento
Pérdida	Contaminación	Bienestar	Gobierno corporativo
Deuda	Eficiencia energética	Inclusión	Comité
Litigio	Sostenibilidad	Diversidad.	Transparencia
Problema	Carbono	Derechos humanos	Corrupción

Tabla 6 (continuación)

Riesgo	Ambiente	En lo social	Gobernanza
Adversidad	Residuos	Salud y seguridad	Auditoria
Caída	Reciclaje	Equidad	Regulación
Contracción	Huella de carbono	Desarrollo local	Cumplimiento normativo
Controversia			
Desafío			
Disminución			
Inflación			
Recesión			

Nota: Elaboración propia

Como parte del análisis textual, la parte financiera de la puntuación se mide mediante la razón o ratio de deuda/EBITDA, un indicador esencial en la evaluación de una empresa, ampliamente utilizado en el análisis financiero, que ayuda a comprender si la empresa puede cubrir su deuda con sus beneficios operativos. Este ratio se calcula mediante la ecuación que se muestra en la ecuación (1).

$$\text{ratio de deuda} = \frac{\text{deuda}}{\text{EBITDA}} \quad (1)$$

Conforme el ratio es más alto significa que la empresa contrae más deuda, por lo que es más vulnerable financieramente. Por lo tanto, para que los datos sean más compatibles con los detalles textuales y reducir el impacto de valores extremadamente altos, el ratio se divide por un factor de 10 y el máximo se establece en 100.

El riesgo global de la empresa se obtiene tomando ambas partes y asignando el 60 % a la puntuación de riesgo textual y el 40 % a la puntuación de riesgo financiero. Esta asignación proporcional de ponderación refleja la influencia relativa de las per-

cepciones no financieras extraídas del lenguaje de la empresa, así como la fortaleza de los indicadores financieros tradicionales. Con este método, se pueden detectar tanto los riesgos claramente indicados en la información corporativa, así como los que forman parte de la estructura de capital debido a la mejora en la estimación del riesgo. Estos son tanto las ventajas como las desventajas de una misma decisión, lo que ofrece una perspectiva más completa y significativa del riesgo financiero.

C) *Score ASG basado en texto*

Para comprobar la puntuación ASG de los emisores seleccionados, se realizó una evaluación basándose únicamente en el texto de los documentos disponibles. Se optó por omitir la información ASG estandarizada obligatoria, que no estaba presente durante el período de la investigación (2018-2023). Este método estadístico facilitará la derivación y el análisis cuantitativo de la información ambiental, social y de gobierno corporativo, que posteriormente se integra en los estados financieros de las empresas.

La estructura de la puntuación ASG se deriva del descubrimiento de tres términos de la misma naturaleza, cada uno relacionado con cada una de las dimensiones de sostenibilidad corporativa: ambiental, social y de gobierno. Los glosarios específicos de cada campo, que se muestran en la tabla 6, se compilaron utilizando vocabulario adecuado para el mercado mexicano y se obtuvieron mediante la aplicación de léxicos de estudios previos sobre análisis cualitativo en informes de sostenibilidad (Hummel y Bose, 2020; García-Pablos et al., 2018).

La Tabla 6 muestra términos relacionados con el manejo de los recursos naturales, el calentamiento global y el comportamiento ecológico del ser humano, entre otros; de hecho, desde una perspectiva metafórica, el agua, “A” (Ambiental). El glosario social e incluye todos los términos relacionados con las áreas de relaciones laborales, participación comunitaria, diversidad e inclusión que representan concretamente la dimensión “S” (Social). Por último, el gobierno corporativo y aborda temas

de ética empresarial, estructura del consejo de administración, transparencia y cumplimiento normativo, visualizando así la categoría “G” (Gobernanza).

4.2. Procesamiento de texto

El preprocesamiento de texto es una etapa fundamental en el uso de métodos de PLN para analizar informes financieros. Esta etapa convierte el texto no estructurado en representaciones estandarizadas que permiten el procesamiento automático de los datos, eliminando tanto el ruido y reduciendo la dimensionalidad, así como minimizando la información semántica relevante. A continuación, se detallan los métodos de preprocesamiento utilizados en la presente investigación.

A) *Tokenización*

La tokenización desempeña el papel inicial y crucial de segmentar el flujo en unidades lingüísticas más pequeñas o tokens. Estas unidades pueden ser palabras, subpalabras, signos de puntuación o incluso entidades numéricas, resultado del proceso analítico. En el ámbito de los informes financieros, la tokenización del texto es crucial debido a la gran cantidad de palabras del sector, acrónimos corporativos y expresiones compuestas específicas del ámbito económico y financiero.

En este estudio, se utilizó una tokenización financiera en español, especialmente diseñado para identificar con precisión entidades como “EBITDA”, “ASG”, “flujo de efectivo” o “tasa de interés” como parte de las unidades semánticas más coherentes. El procesamiento se realizó en la biblioteca spaCy de Python con el modelo `es_core_news_md` y posteriormente se agregaron reglas adicionales, adaptadas a la terminología financiera mexicana. Por ejemplo, en el estado financiero de Alsea del 4T2023, se tiene la siguiente oración y su tokenización en la Tabla 7.

Oración: “El EBITDA presentó un incremento de doble dígito en el trimestre y año completo”

Tabla 7

Ejemplo de tokenización

Token	Palabra o carácter	Token	Palabra o carácter	Token	Palabra o carácter
1	El	2	EBITDA	3	consolidado
4	presentó	5	un	6	incremento
7	de	8	doble	9	dígito
10	en	11	el	12	trimestre
13	,	14	alcanzando	15	4,216
16	millones	17	de	18	pesos
19	,	20	con	21	un
22	margen	23	de	24	16.7
25	%	26	sobre	27	ventas
28	totales	29	.		

Nota: Elaboración propia

Es importante destacar que la tokenización preserva elementos relevantes como “EBITDA” (identificado como una entidad única) y la relación numérica “16.7%” (segmentada en valor y símbolo).

B) *Limpieza*

La segunda parte del preprocesamiento aborda diferentes técnicas de limpieza y normalización que buscan refinar la calidad del corpus textual. La cadena de procesamiento incluye las tareas en el siguiente orden:

Normalización de minúsculas: Se realiza el proceso de convertir todas las letras a minúsculas, con la excepción de un conjunto de acrónimos financieros y nombres de empresas relevantes (como “ESG”, “EBITDA”, “ROE”), lo que permite conservar información específica y eliminar la variabilidad innecesaria.

Eliminación de caracteres especiales (stopwords): Se eliminan todos los caracteres que van más allá de los caracteres semióticos estándar, como símbolos, diacríticos y caracteres no alfabéticos que no tienen significado. Sin embargo, los que tienen un significado económico (como “%”, “\$”, “€”) se mantienen sin cambios.

Procesamiento de elementos numéricos: Se mantiene el mismo tipo de datos de números como cifras, fechas y porcentajes para facilitar su detección y posterior cuantificación. Las viñetas se conservan cuidadosamente en este proceso, de modo que, en lugar de eliminar los dígitos, solo se conservan los que contienen palabras clave financieras.

Normalización de espacios en blanco: Se eliminan los espacios, tabulaciones y saltos de línea que solo añaden redundancia al texto para uniformizar su estructura.

Eliminación de palabras vacías: Se mencionan todas las palabras que, con el uso, se vuelven más frecuentes y pierden su significado real, como artículos, preposiciones, conjunciones y ciertos adverbios. Estas palabras, aunque relevantes para la gramática, no proporcionan un análisis temático significativo. En esta investigación, se utilizó una lista estándar de palabras vacías en español junto con términos con connotaciones financieras y poco valor discriminatorio, como «empresa», «trimestre» e «informe».

Con respecto al ejemplo de Alsea del 4T2023 representada en la Tabla 7, la representación filtrada final es la que se obtiene tras aplicar estos métodos de limpieza como se observa en la Tabla 8.

Tabla 8

Ejemplo de limpieza

Token	Palabra o carácter	Token	Palabra o carácter
1	EBITDA	2	consolidado
3	presentar	4	incremento
5	doble	6	dígito

Tabla 8 (continuación)

Token	Palabra o carácter	Token	Palabra o carácter
7	trimestre	8	alcanzar
9	4,216	10	millón
11	peso	12	margen
13	16.7	14	%
15	venta	16	total

Nota: Elaboración propia

C) Lematización

La lematización constituye el tercer componente fundamental del proceso de preprocesamiento. Implica la reducción morfológica de las palabras a sus formas básicas, o lemas. A diferencia de procesos más simples como la lematización (que trunca sufijos según reglas predefinidas), la lematización considera tanto la categoría gramatical como el contexto lingüístico para producir transformaciones precisas. Esta distinción es especialmente relevante para idiomas con una rica morfología como el español. La Lematización implica:

Reducir los verbos conjugados a su forma infinitiva (p. ej., “incrementó” © “incrementar”).

Normalizar los sustantivos y adjetivos a su forma singular masculina (p. ej., “accionistas” © “accionista”).

Resolver las variantes léxicas a formas canónicas (p. ej., “sustentabilidad” / “sostenibilidad” © “sostenibilidad”).

Para este estudio, se implementó la lematización utilizando el modelo de lenguaje `es_core_news_md` de spaCy, mejorado con reglas personalizadas adaptadas a la terminología financiera especializada. Este enfoque permite que las variantes morfológicas del mismo concepto se traten como equivalentes semánticos, lo que mejora

la identificación de patrones temáticos en análisis posteriores. Al aplicar la lematización al ejemplo previamente depurado, el resultado se observa en la Tabla 9.

Tabla 9

Ejemplo de lematización

Token	Palabra o carácter	Token	Palabra o carácter
1	EBITDA	2	consolidado
3	presentar	4	incremento
5	doble	6	dígito
7	trimestre	8	alcanzar
9	4,216	10	millón
11	peso	12	margen
13	16.7	14	%
15	venta	16	total

Nota: Elaboración propia

Cabe destacar que las palabras “presentó” y “alcanzando” se han restituido a sus formas originales: “presentar” y “alcanzar”, mientras que palabras en plural como “millones”, “pesos” y “ventas” se han convertido a sus formas singulares. Esta normalización morfológica contribuye en gran medida al reconocimiento rápido y sencillo de patrones temáticos y relaciones conceptuales.

Para lograr un tratamiento consistente y fiable de los conceptos principales, se implementó el desarrollo de una terminología ASG y financiera específica del dominio mediante un diccionario de equivalencia léxica personalizado. Es decir, variantes terminológicas simples como “cambio climático” / “calentamiento global” y “gobierno corporativo”/ “estructura de gobernanza” se uniformizaron a formas canónicas predefinidas, garantizando así la coherencia de estos conceptos en los análisis posteriores. El preprocesamiento tecnológico de reducción de la dimensionalidad

estructural y eliminación de inconsistencias semánticas, que consta de los siguientes pasos: tokenización, limpieza y lematización, ha demostrado ser capaz de generar un archivo de texto estructurado, de dimensiones reducidas y semánticamente coherente.

Este corpus textual, además de ser la fuente adecuada para el análisis de sentimiento en las etapas posteriores, también permite la extracción de métricas ASG y de riesgo. Asimismo, la reducción del tamaño de una dimensión, que suele estar entre el 40 % y el 60 % con respecto al texto inicial, no solo simplifica el cálculo, sino que también mejora la precisión del análisis al excluir datos lingüísticos y no informativos con ruido.

5. Análisis y discusión de resultados

Dado la descripción de modelo de PLN en la sección anterior, en esta sección se presentan los resultados del análisis con el modelo, se compara el score de riesgo y el score ASG, una comparación de score propuesto contra métricas tradicionales, la crítica de los ASG y las limitaciones del score basado en texto.

5.1. Comparación de score de riesgo y score ASG

A continuación, se muestran los principales resultados del análisis del score de riesgo y el score ASG, en la que se muestra la comparación tanto del score de riesgo y score ASG de las principales emisoras en periodo de 2018 a 2023.

Tabla 10

Comparación score riesgo y score ESG de 2018 a 2023 por trimestre de la emisora Arca Continental.

Año	Trimestre	Emisora	Score riesgo	Score ESG
2018	1	AC	37.52	0
2018	2	AC	1.21	0

Tabla 10 (continuación)

Año	Trimestre	Emisora	Score riesgo	Score ESG
2018	3	AC	22.08	0
2018	4	AC	32.79	0
2019	1	AC	35.35	0
2019	2	AC	27.01	0
2019	3	AC	16.98	0
2019	4	AC	15.58	0
2020	2	AC	14.12	0
2020	3	AC	11.95	0
2020	4	AC	10.77	0
2021	1	AC	29.06	0
2021	2	AC	22.18	0
2021	3	AC	9.05	0
2021	4	AC	22.38	0
2022	1	AC	23.56	0
2022	2	AC	19.25	0
2022	3	AC	5.57	0
2022	4	AC	18.80	0
2023	1	AC	19.06	0
2023	2	AC	16.26	0
2023	3	AC	16.09	0
2023	4	AC	17.58	0

Nota: Elaboración propia

En la Tabla 10 se muestra el análisis realizado a la emisora Arca continental con la que al comparar su score de riesgo y score ESG, se muestra lo siguiente: en el score de riesgo se muestra una tendencia estacionaria, esto significa que la empresa presenta un riesgo normal, solo resaltando los primeros trimestres donde el indicador de riesgo resulta más alto, sin embargo, en el caso del score ESG, se observa que la emisora no reporta ningún dato relacionado con ESG.

Tabla 11

Comparación score riesgo y score ESG de 2018 a 2023 por trimestre de la emisora Rotoplas.

Año	Trimestre	Emisora	Score riesgo	Score ESG
2018	1	AGUA	0	0
2018	2	AGUA	0	0
2018	3	AGUA	0	0
2018	4	AGUA	0	0
2019	1	AGUA	0	0
2019	2	AGUA	0.23	0
2019	3	AGUA	0.75	0
2019	4	AGUA	4	0
2020	1	AGUA	0	0.009
2020	2	AGUA	0.05	0
2020	3	AGUA	0.03	0
2020	4	AGUA	0	0
2021	1	AGUA	1.29	0
2021	2	AGUA	0.33	0
2021	3	AGUA	0.29	0
2021	4	AGUA	0.94	0

Tabla 11 (continuación)

Año	Trimestre	Emisora	Score riesgo	Score ESG
2022	1	AGUA	0.05	0
2022	2	AGUA	0.11	0
2022	3	AGUA	0.05	0
2022	4	AGUA	0.03	0
2023	1	AGUA	1.82	0
2023	2	AGUA	1.82	0
2023	3	AGUA	0.04	0
2023	4	AGUA	7.56	0

Nota: Elaboración propia

Tabla 12

Comparación score riesgo y score ESG de 2018 a 2023 por trimestre de la emisora ALSEA.

Año	Trimestre	Emisora	Score riesgo	Score ESG
2018	1	ALSEA	9.70	0
2018	2	ALSEA	40	0
2018	3	ALSEA	40	0
2018	4	ALSEA	0.05	0
2019	1	ALSEA	0.09	0
2019	2	ALSEA	24.04	0
2019	3	ALSEA	20.93	0
2019	4	ALSEA	40	0
2020	1	ALSEA	9.68	0
2020	2	ALSEA	12.91	0.00818

Tabla 12 (continuación)

Año	Trimestre	Emisora	Score riesgo	Score ESG
2020	3	ALSEA	0.06	0
2020	4	ALSEA	18.35	0
2021	1	ALSEA	0.02	0
2021	2	ALSEA	0.01	0
2021	3	ALSEA	3.71	0
2021	4	ALSEA	40	0
2022	1	ALSEA	7.05	0
2022	2	ALSEA	40	0
2022	3	ALSEA	6.51	0
2022	4	ALSEA	0.02	0
2023	1	ALSEA	0.02	0
2023	2	ALSEA	0.04	0
2023	3	ALSEA	0.01	0
2023	4	ALSEA	0.01	0

Nota: Elaboración propia

En el caso de Rotoplas (AGUA), se muestra un score de riesgo más estable, se menciona que, en el caso de los estados financieros de 2018, no se encontraron palabras que se señalaron en los diccionarios de riesgo, ambiente, social y gobernanza (Tablas: 6, 7, 8 y 9), por lo que explica la calificación de 0, en los subsecuentes trimestres se ve un bajo score de riesgo lo que significa que la empresa utiliza muy poca deuda, sin embargo, como el caso anterior no se reporta ningún dato relacionado con los criterios ESG, a excepción del primer trimestre de 2020, donde se reportó sobre el criterio social.

En la Tabla 12, el corporativo Alsea, tiene un score de riesgo muy volátil, in-

cluso llegar hasta el 40 lo que significa que la empresa está muy endeudada y sus utilidades vienen directamente de esa deuda, sin embargo, es una de las empresas que presenta los criterios ESG en el segundo trimestre de 2020, enfocando solamente en el criterio social.

Los casos de las demás emisoras son muy parecidos en los que solo lo que recupera el modelo es el score de riesgo, el score ESG en su mayoría aparece en cero, por lo que las empresas no incorporan los criterios ESG a sus estados financieros, en la Tabla 13 se muestra el top 5 de las emisoras de ESG.

Tabla 13

Top cinco de las emisoras por ESG promedio

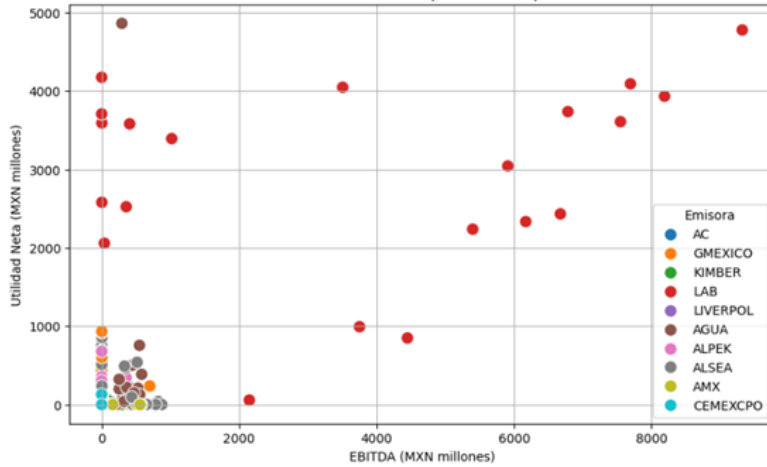
Emisora	Score riesgo	Score ESG
AGUA	0.808553	0.00039841
ALSEA	13.050200	0.00034111
AC	20.034700	0
ALPEK	0.653989	0
AMX	1.511580	0

Nota: Elaboración propia

Estas emisoras son las que destacan en la presentación de los criterios ESG, destacando el papel de AGUA, en la categoría de servicios públicos, a Alsea en consumo, sin embargo, es casi nula la aparición del criterio en los estados financieros. En la Figura 3 se muestra una relación entre el EBITDA y la utilidad neta de las emisoras. Como se observa, con el modelo del PLN se tienen que LAB y AGUA tiene una correlación positiva entre EBITDA y Utilidad Neta lo que significa que tienen eficiencia operativa, sin embargo, ALSEA tiene un EBITDA alto, pero una utilidad neta baja, lo que tiene un impacto de costos financieros.

Figura 3.

EBITDA vs. Utilidad Neta (Top Emisoras por EBITDA).

*Nota:* Elaboración propia

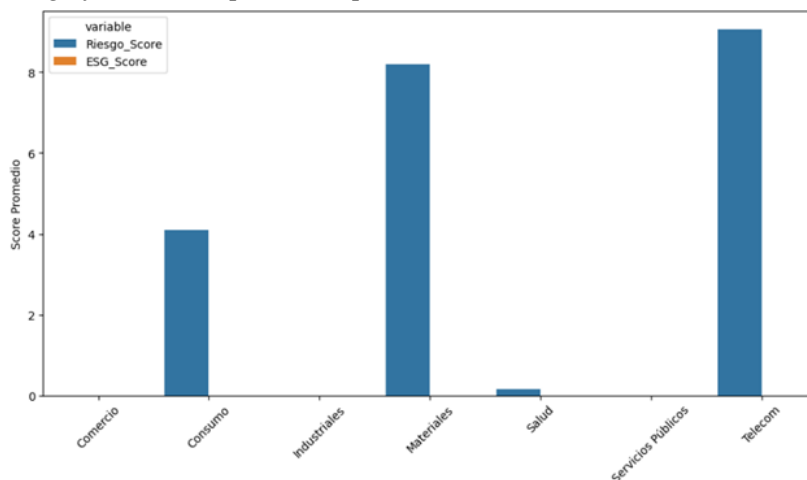
5.1. Score de Riesgo y Score ESG por sector

En esta parte, se compara el score de riesgo y el score ESG, por sector y por año, por lo que la siguiente figura, se muestra la comparación del año 2018.

En la figura 4, se puede apreciar que el sector que tuvo más score de riesgo es el de Telecomunicaciones y materiales, significando que este sector tuvo más deuda ese año, sin considerar que, sectores como el comercio, industrial y servicios públicos, no tuvieron deuda ese año; se añade que en este año no se identificó un score de ESG, a continuación, se compara el año 2019.

Figura 4.

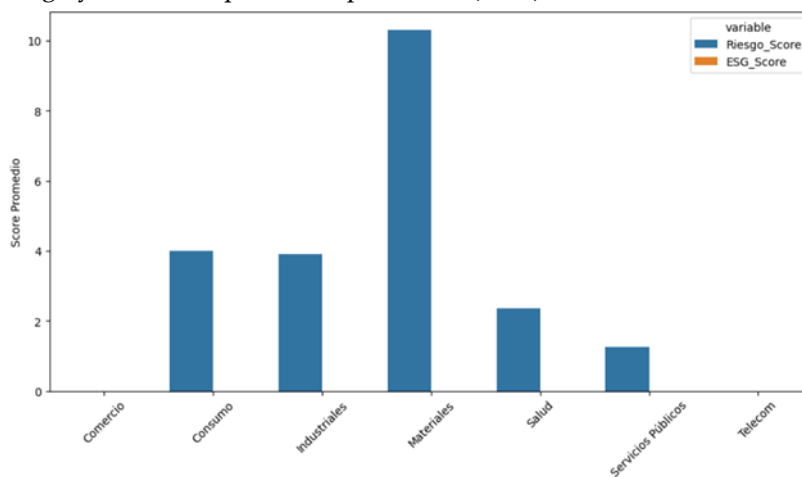
Score de riesgo y score ESG promedio por sector (2018).



Nota: Elaboración propia

Figura 5.

Score de riesgo y score ESG promedio por sector (2019).

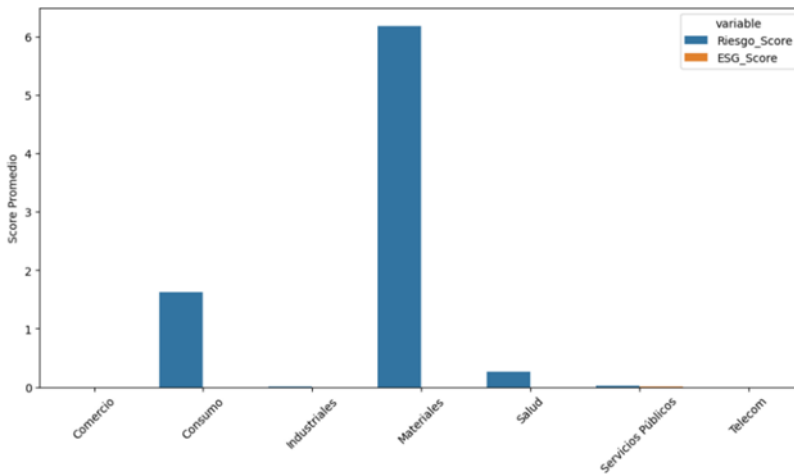


Nota: Elaboración propia

En la Figura 5, se muestra que el score riesgo más alto es el del sector de los materiales, por lo que representa mayor riesgo promedio en 2019, destacando que el sector de consumo, industriales, salud y servicios públicos, aun cuando tiene score de riesgo no están alto como el de materiales, además, el sector de comunicaciones y telecomunicaciones no presenta score de riesgo, por lo que es menos riesgoso; de igual manera como en 2019, no hay datos de score de ESG, en la siguiente figura se analiza el año 2020.

Figura 6.

Score de riesgo y score ESG promedio por sector (2020).



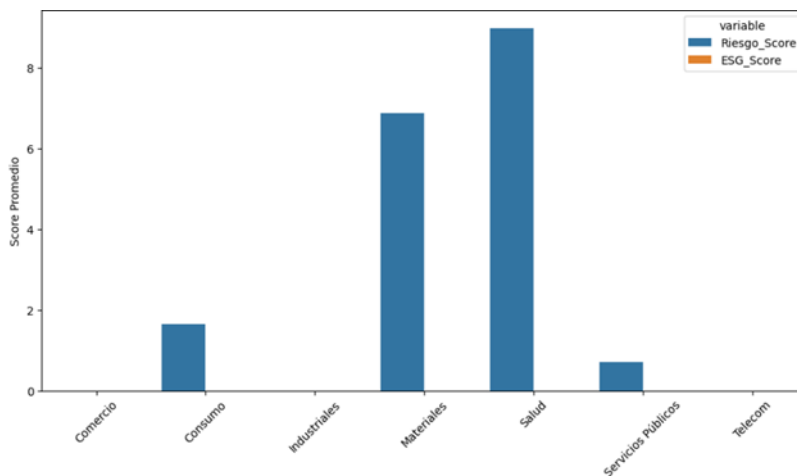
Nota: Elaboración propia

Como se ha mostrado en las anteriores figuras, en la Figura 6 se observa que el sector material tiene un mayor score riesgo por lo que se tiene una tendencia de deuda, esto implica que en este sector se tiene un mayor riesgo, además en el 2018 a 2019 el sector salud aumento, pero en 2020 disminuyo considerablemente, el sector consumo disminuyó su deuda, mientras los demás sectores se mantuvieron con poca deuda, en este año se tiene un score de ESG en el sector de servicios públicos el cual se enfocó en el criterio social, sin embargo, al comparar el 2021 hay un gran cambio en los sectores.

Como se observa en la Figura 7, hay un cambio notable de estructura en el score de riesgo, el sector salud ocupa el primer puesto dejando atrás el de los materiales, esto debido a la gran demanda de productos médicos observada durante la pandemia, además como se nota el consumo se mantuvo igual al de 2019, esto el sector de comercio, industrial y telecomunicaciones se tiene que el score promedio es nulo, al igual que el score ESG que se ha mantenido nulo, por falta de información en los estados financieros.

Figura 7.

Score de riesgo y score ESG promedio por sector (2021).

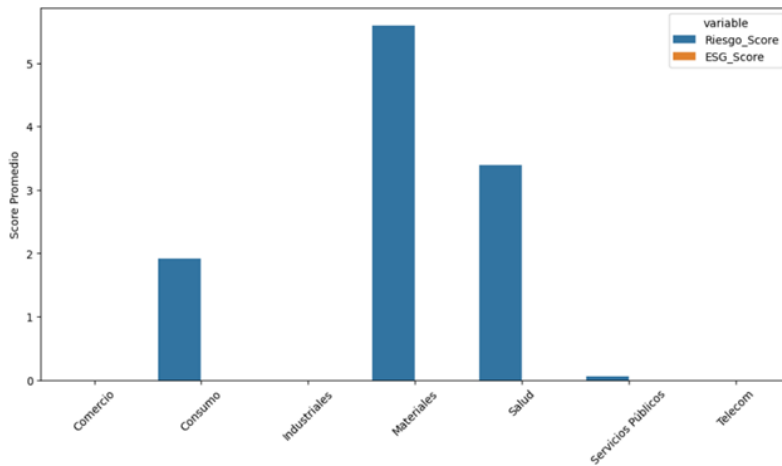


Nota: Elaboración propia

En el 2022 que se muestra en la Figura 8, el sector de los materiales tomo relevancia en el score de riesgo, disminuyendo el sector salud, al igual que los otros sectores se mantuvieron de forma constante, y el score ESG igual es nulo.

Figura 8.

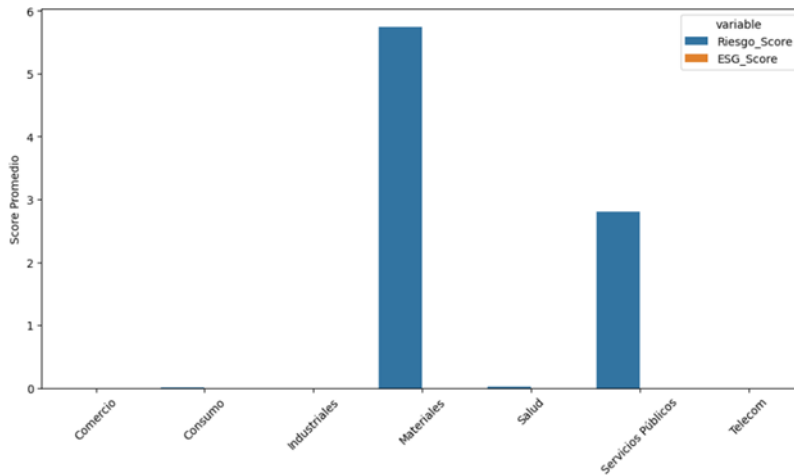
Score de riesgo y score ESG promedio por sector (2022).



Nota: Elaboración propia

Figura 9.

Score de riesgo y score ESG promedio por sector (2023).

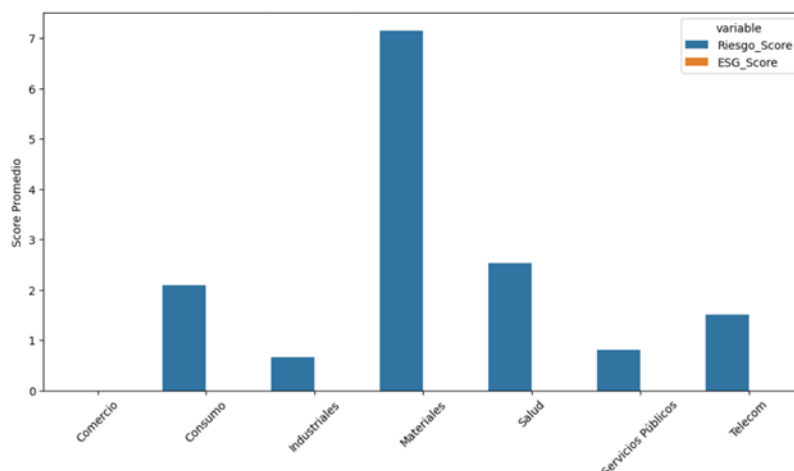


Nota: Elaboración propia

En el 2023, en la Figura 9 el sector de salud es casi cero, en comparación a los años anteriores, el sector de materiales tiene la tendencia de ser el principal en este score de riesgo, el sector de servicios públicos aumentó considerablemente.

Figura 10.

Score de riesgo y score ESG promedio por sector (2018-2023).



Nota: Elaboración propia

Como se ha mostrado, en promedio de 2018 a 2023 el score riesgo del sector de materiales es alto lo que significa un alto endeudamiento en este sector y a su vez un aumento de riesgo al invertir también, el score de riesgo del sector de consumo y telecomunicaciones es muy parecido por lo que su endeudamiento es moderado, en el caso del sector industrial y servicios públicos su endeudamiento es bajo, y en el sector comercio es nulo.

La evidencia empírica de esta sección sugiere que la implementación de criterios ESG en las inversiones debe estar orientada no solo para impulsar prácticas comerciales sostenibles, sino también para influir positivamente a largo plazo en el rendimiento financiero de la empresa, así como acceder a nuevos mercados de financiamiento asociados a reducir el cambio climático como los denominados bonos verdes.

6. Conclusiones y limitaciones

La evidencia empírica en esta investigación muestra que los criterios ASG no forman explícitamente parte de los estados financieros de las empresas, puesto que no se han identificado palabras clave o menciones directas en los estados que identifiquen la existencia de los criterios. Esto podría interpretarse como una falta de calidad, comparación y verificación en las divulgaciones ASG por parte de las emisoras que se encuentran en el IPC sustentable, lo cual genera dudas respecto a las verdaderas incorporaciones de criterios ASG.

Cabe mencionar que en el único año en el que los criterios ASG tuvieron alguna aparición fue en 2021, en los reportes de ALSEA -un corporativo que concentra marcas como Dóminos Pizza, Starbucks, entre otros- y Rotoplas, más que nada enfocada en soluciones de agua. Sin embargo, dichas referencias se concentran mayormente en el criterio social, mientras que los criterios ambiental y gobernanza no figuran en los estados financieros.

Asimismo, el análisis sectorial mostró que el sector de materiales tuvo un mayor nivel de endeudamiento en la mayoría de los años analizados (a excepción de año 2021 que fue el de salud). Una interpretación de este hecho es la siguiente, por un lado, puede reflejar una mayor actividad; alternatively, puede ser un indicio de dificultades para generar flujos de efectivo suficientes, al recurrir al endeudamiento como mecanismo de financiar sus operaciones y sostener sus costos fijos.

En este contexto, la falta de transparencia y reporte explícito sobre prácticas ASG, junto con la situación financiera observada en algunos sectores, es objeto de controversia sobre el compromiso real de las compañías con la sostenibilidad, más allá de las exigencias regulatorias o las expectativas de los inversionistas responsables.

Limitación del score basado en texto

No obstante que el PLN ofrece grandes ventajas en el análisis automatizado de textos, permitiendo extraer información relevante de grandes volúmenes de datos de

forma eficiente, presenta ciertas limitaciones a considerar, dado que muchos métodos de PLN actuales, especialmente los basados en mecanismo de atención, dependen en gran medida de la frecuencia y contexto de las palabras, su desempeño puede verse restringido a términos explícitamente señalados en el documento analizado.

Se puede interpretar que, si la empresa ha implementado los criterios ASG, pero no los comunica con palabras clave o términos esperados, el modelo podría no detectarlas, generando sesgos en el análisis, y además, el PLN no siempre es capaz de interpretar matices, ironías o ambigüedades propias del lenguaje natural, lo que podría inducir a clasificaciones imprecisas. Por lo tanto, el PLN es una herramienta poderosa, debe ser complementada con otras fuentes de información como periódico o notas, para obtener una visión más completa y precisa sobre los criterios ASG de las organizaciones.

7. Referencias

- Bodnaruk, A., Loughran, T., & McDonald, B. (2015). Using 10-K text to gauge financial constraints. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 50(4), 623–646. <https://doi.org/10.1017/S0022109015000411>
- Bravo, F., Abad, C., & Trombetta, M. (2017). Disclosure strategies and earnings management. *Managerial Auditing Journal*, 32(7), 668–692. <https://doi.org/10.1108/MAJ-06-2016-1390>
- Briano-Turrent, G. C., & Rodríguez-Ariza, L. (2016). Corporate governance ratings on listed companies: An institutional perspective in Latin America. *European Journal of Management and Business Economics*, 25(2), 63–75. <https://doi.org/10.1016/j.redeen.2016.01.001>
- Casar, M. A., & Ugalde, L. C. (2019). *Dinero bajo la mesa*. Grijalbo.
- Castilla-Polo, F., García-Martínez, G., Guerrero-Baena, M. D., & Polo-Garrido, F. (2024). The cooperative ESG disclosure index: An empirical approach. *Envi-*

ronment, Development and Sustainability.

- Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., & Toutanova, K. (2019). BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. En *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies* (Vol. 1, pp. 4171–4186). <https://doi.org/10.18653/v1/N19-1423>
- García-Pablos, A., Cuadros, M., & Rigau, G. (2018). W2VLDA: Almost unsupervised system for aspect based sentiment analysis. *Expert Systems with Applications*, 91, 127–137. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.08.049>
- Gu, Y., Katz, S., Wang, X., Vasarhelyi, M., & Dai, J. (2024). Government ESG reporting in smart cities. *International Journal of Accounting Information Systems*, 54, 100701.
- Hummel, K., & Bose, S. (2020). Using natural language processing techniques for research in sustainability accounting. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3727265>
- Kannan, N., & Seki, Y. (2023). Textual evidence extraction for ESG scores. En *Proceedings of the Fifth Workshop on Financial Technology and Natural Language Processing and the Second Multimodal AI for Financial Forecasting* (pp. 45–54).
- Katz, S., Gu, Y., & Jiang, L. (2024). Information extraction from ESG reports using NLP: A ChatGPT comparison. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4836432>
- Khan, M., Serafeim, G., & Yoon, A. (2016). Corporate sustainability: First evidence on materiality. *The Accounting Review*, 91(6), 1697–1724. <https://doi.org/10.2308/accr-51383>
- Khanna, T., & Palepu, K. G. (2010). *Winning in emerging markets: A road map for strategy and execution*. Harvard Business Press.

- Khemir, S., Baccouche, C., & Ayadi, S. D. (2019). The influence of ESG information on investment allocation decisions: An experimental study in an emerging country. *Journal of Applied Accounting Research*, 20(4), 458–480.
- Kim, H., Quan, Y. J., Jung, G., Lee, K. W., Jeong, S., Yun, W. J., & Ahn, S. H. (2023). Smart factory transformation using industry 4.0 toward ESG perspective: A critical review and future direction. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Smart Technology*, 10(2), 165–185.
- Liang, Y., Lee, M. J., & Jung, J. S. (2022). Dynamic capabilities and an ESG strategy for sustainable management performance. *Frontiers in Psychology*, 13, 887776.
- Liang, H., & Renneboog, L. (2017). On the foundations of corporate social responsibility. *The Journal of Finance*, 72(2), 853–910. <https://doi.org/10.1111/jofi.12487>
- Liu, Y., Ott, M., Goyal, N., Du, J., Joshi, M., Chen, D., Levy, O., Lewis, M., Zettlemoyer, L., & Stoyanov, V. (2019). RoBERTa: A robustly optimized BERT pretraining approach. arXiv. <https://arxiv.org/abs/1907.11692>
- Loughran, T., & McDonald, B. (2016). Textual analysis in accounting and finance: A survey. *Journal of Accounting Research*, 54(4), 1187–1230. <https://doi.org/10.1111/1475-679X.12123>
- Miralles-Quirós, M. M., Miralles-Quirós, J. L., & Nogueira, J. M. (2019). Sustainable development goals and investment strategies: The profitability of using five-factor Fama–French models. *Sustainability*, 11(23), 6781. <https://doi.org/10.3390/su11236781>
- Moneva, J., & Ortas, E. (2009). Desarrollo sostenible e información corporativa. *Economía Industrial*, 371, 139–154.
- Rivera, A., & Durón, N. (2021). Responsabilidad social empresarial: Análisis de largo plazo del impacto sobre el desempeño financiero para empresas del IPC sustentable. *Revista de Investigación en Ciencias Contables y Administrativas*, 6 (2), 80–100.

- Ruberg, N. (2021). Bert goes sustainable: An NLP approach to ESG financing.
- Sanh, V., Debut, L., Chaumond, J., & Wolf, T. (2019). DistilBERT, a distilled version of BERT: Smaller, faster, cheaper and lighter. arXiv. <https://arxiv.org/abs/1910.01108>
- Schimanski, T., Reding, A., Reding, N., Bingler, J., Kraus, M., & Leippold, M. (2024). Bridging the gap in ESG measurement: Using NLP to quantify environmental, social, and governance communication. *Finance Research Letters*, 61, 104979.
- Talapaneni, A. (2024). Enhancing ESG reporting and SDG mapping using natural language processing.
- Zhang, J. (2025). The role and discourse of FinTech companies in ESG issues: A cross-company content analysis. *Edelweiss Applied Science and Technology*, 9(5), 1010–1020.
- Espejo, A. (2022). Informalidad laboral en América Latina. Propuesta metodológica para su identificación a nivel subnacional. Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL).