

**Lenguaje modelo (NLP) aplicado a finanzas: evaluación de riesgos,
automatización y sesgos explicables.**

***Language models (NLP) applied to finance: risk assessment, automation, and
explainable biases.***

Elián Ocampo¹

RESUMEN

La presente investigación analiza la aplicación de modelos de lenguaje natural (NLP) en el ámbito financiero, enfocándose en la evaluación de riesgos, la automatización de procesos y la mitigación de sesgos. Se realizó un estudio documental, revisando 78 publicaciones académicas y bases de datos especializadas, de las cuales 62 cumplieron los criterios de inclusión. Los resultados muestran que modelos como GPT, LLaMA y BERT son los más utilizados, destacando su capacidad para procesar grandes volúmenes de datos textuales, identificar patrones complejos, anticipar fraudes y prever crisis financieras. La investigación evidencia que la automatización mediante NLP mejora la eficiencia operativa y reduce errores humanos, aunque persisten limitaciones en la explicabilidad y la mitigación de sesgos. Solo un porcentaje reducido de estudios incorpora técnicas de inteligencia artificial explicable (XAI), subrayando la necesidad de auditorías y supervisión profesional. Se concluye que los modelos de lenguaje natural poseen un potencial transformador en finanzas, siempre que su implementación combine eficiencia, precisión y principios éticos. La investigación resalta la importancia de desarrollar marcos robustos de explicabilidad y protocolos de monitoreo continuo para garantizar decisiones confiables, justas y sostenibles.

Palabras clave: Procesamiento de lenguaje natural, Finanzas y riesgos, Inteligencia artificial explicable

ABSTRACT

This research analyzes the application of natural language processing (NLP) models in the financial sector, focusing on risk assessment, process automation, and bias mitigation. A documentary study was conducted, reviewing 78 academic publications and specialized databases, of which 62 met the inclusion criteria. The results show that models such as GPT, LLaMA, and BERT are the most widely used, highlighting their ability to process large volumes of textual data, identify complex patterns, anticipate fraud, and forecast financial crises. The study indicates that NLP-driven automation improves operational efficiency and reduces human errors, although limitations remain in explainability and bias mitigation. Only a small proportion of studies incorporate explainable artificial intelligence (XAI) techniques, emphasizing the need for audits and professional supervision. It is concluded that natural language models have transformative potential in finance, provided their implementation combines efficiency, accuracy, and ethical principles. The research highlights the importance of developing robust explainability frameworks and continuous monitoring protocols to ensure reliable, fair, and sustainable decision-making.

Keywords: Natural Language Processing, Finance and Risk, Explainable Artificial Intelligence

¹ Elián Ocampo, Instituto Tsáchila, 2025, elianos199@gmail.com

1. INTRODUCCIÓN

En los últimos años, la rápida evolución de la inteligencia artificial (IA) y el procesamiento del lenguaje natural (PLN) ha transformado de manera significativa la forma en que las instituciones financieras gestionan la información, evalúan riesgos y toman decisiones estratégicas. Entre las innovaciones más disruptivas se encuentran los modelos de lenguaje a gran escala (LLM, por sus siglas en inglés), como GPT, LLaMA y otras arquitecturas similares, que han demostrado una capacidad sin precedentes para procesar, interpretar y generar lenguaje humano con comprensión contextual y precisión semántica. Su integración en el sector financiero ha abierto nuevas posibilidades para la automatización, la predicción de riesgos y la detección de anomalías, al tiempo que plantea desafíos críticos relacionados con la equidad, la transparencia y la explicabilidad de los sesgos en la toma de decisiones algorítmicas (Alsultan & Hussainey, 2023).

Los sistemas financieros generan a diario grandes volúmenes de datos textuales complejos, que incluyen estados financieros, informes de analistas, documentos regulatorios, contenidos en redes sociales y comunicaciones con clientes. Tradicionalmente, la extracción de información

significativa a partir de estas fuentes requería amplios conocimientos especializados y un considerable esfuerzo humano. Sin embargo, el PLN permite a los analistas financieros y gestores de riesgo procesar automáticamente estos datos no estructurados, identificar tendencias de sentimiento, detectar inconsistencias y prever posibles interrupciones en los mercados. Estudios recientes demuestran que los sistemas basados en PLN pueden anticipar crisis financieras, detectar fraudes y reconocer señales tempranas de irregularidades contables o comportamientos anómalos en las transacciones (Budiman et al., 2023). Esta capacidad predictiva surge de la habilidad de los modelos para identificar patrones lingüísticos sutiles que preceden a movimientos de mercado o a malas prácticas corporativas.

La aplicación de modelos de lenguaje en el ámbito financiero no se limita únicamente a la predicción y detección de anomalías. La automatización juega un papel esencial en la eficiencia operativa, especialmente en procesos como la calificación crediticia, la supervisión del cumplimiento normativo y la auditoría analítica. Las instituciones financieras emplean cada vez más sistemas impulsados por IA para automatizar la clasificación de documentos, extraer cláusulas contractuales y generar informes regulatorios. Esta automatización

reduce el error humano, acelera la toma de decisiones y permite que los profesionales se concentren en tareas estratégicas de mayor valor. No obstante, estos beneficios deben equilibrarse con un análisis ético y metodológico riguroso. Dado que los LLM aprenden de grandes conjuntos de datos que pueden contener información sesgada o no verificada, es posible que reproduzcan desigualdades sistémicas o produzcan resultados distorsionados que influyan en decisiones financieras de alto impacto (Carrasco & Dias, 2024).

Garantizar la explicabilidad y la equidad se ha convertido, por tanto, en un desafío central. En el sector financiero, donde la rendición de cuentas y la transparencia son principios fundamentales, las decisiones derivadas de modelos opacos suponen riesgos reputacionales y regulatorios. Por ello, los investigadores subrayan la importancia de desarrollar marcos de inteligencia artificial explicable (XAI) que permitan a auditores, reguladores y partes interesadas comprender cómo el modelo llega a sus conclusiones. Técnicas como la visualización de atención, las explicaciones contrafácticas y las auditorías de modelos buscan revelar la lógica subyacente de las predicciones, fomentando la confianza y el cumplimiento de estándares éticos y legales (Islam et al., 2020).

La integración de modelos explicables resulta especialmente relevante en áreas sensibles como la prevención del lavado de dinero, la evaluación crediticia y las recomendaciones de inversión, donde resultados sesgados o injustificados podrían generar discriminación o inestabilidad financiera.

Otro aspecto crucial es la robustez de los modelos de lenguaje frente a manipulaciones adversarias y la deriva de datos. Los datos financieros son dinámicos y evolucionan constantemente, por lo que los modelos deben adaptarse sin comprometer la integridad ni la precisión de sus resultados. El aprendizaje continuo y la actualización periódica de los modelos son esenciales para mantener su fiabilidad en mercados volátiles. Sin embargo, esta adaptabilidad también incrementa la vulnerabilidad ante ataques intencionados, donde entradas manipuladas pueden alterar deliberadamente las predicciones (Elmitwalli & Mehegan, 2024). Afrontar estos desafíos de seguridad requiere colaboración interdisciplinaria entre científicos de datos, expertos financieros y especialistas en ética, con el fin de desarrollar sistemas de IA resilientes y capaces de mantener un desempeño consistente a lo largo del tiempo.

Asimismo, el uso del PLN en finanzas está democratizando el acceso al análisis de datos. Los modelos de lenguaje avanzados ya no están restringidos a grandes corporaciones o fondos de inversión, sino que son accesibles a través de plataformas en la nube y ecosistemas de código abierto. Esto permite que pequeñas empresas y analistas independientes empleen herramientas analíticas sofisticadas. No obstante, esta accesibilidad también conlleva riesgos de malinterpretación o uso indebido, ya que los usuarios sin formación técnica pueden confiar excesivamente en los resultados sin comprender sus limitaciones (Elsherbiney et al., 2024). De ahí la creciente relevancia de la alfabetización digital y ética en el uso de la inteligencia artificial dentro del sector financiero.

El creciente interés académico en las aplicaciones del PLN para las finanzas refleja la importancia estratégica de estas tecnologías en la evolución de los sistemas económicos. Las investigaciones actuales exploran cómo los LLM pueden mejorar la detección de fraudes contables, optimizar la gestión de carteras y simular el comportamiento de los inversores ante distintos escenarios macroeconómicos (Fatouros et al., 2023). Paralelamente, las discusiones sobre gobernanza algorítmica, ética de los datos y sostenibilidad tecnológica están redefiniendo los paradigmas de

eficiencia, precisión y responsabilidad en la toma de decisiones financieras.

2. MATERIALES Y MÉTODOS

Diseño del estudio:

El estudio adopta un diseño de tipo descriptivo y exploratorio, orientado a analizar la aplicación de los modelos de lenguaje natural (NLP) en el ámbito financiero. Se examinan investigaciones recientes, estudios empíricos y marcos teóricos que abordan la evaluación de riesgos, la automatización de procesos y la detección de sesgos en los modelos de inteligencia artificial. El diseño permite identificar patrones, limitaciones y oportunidades de mejora en la implementación de estas herramientas en entornos financieros reales (Hardy & Sever, 2021). Además, se emplea un enfoque comparativo para evaluar la eficacia, transparencia y equidad de los principales modelos de lenguaje empleados actualmente en finanzas.

Población y muestra:

La población del estudio está compuesta por artículos científicos, informes técnicos y bases de datos especializadas en inteligencia artificial y finanzas publicadas entre 2019 y 2025. Se incluyen investigaciones que analizan el uso de modelos de lenguaje natural (NLP) en la evaluación de riesgos financieros, detección de fraudes y

automatización contable. La muestra se selecciona mediante muestreo intencional, priorizando estudios indexados en Scopus, Web of Science y Cochrane. Se excluyen publicaciones sin revisión por pares o con evidencia empírica insuficiente. La representatividad se garantiza al abarcar diversas regiones económicas y sectores financieros (Litterio, 2019). El tamaño muestral se determina en función de la saturación teórica y la relevancia científica de las fuentes seleccionadas.

Instrumentos de recolección de datos:

El estudio utiliza una matriz de análisis documental como instrumento principal para la recolección de datos, diseñada para evaluar la aplicación de modelos de lenguaje natural (NLP) en el ámbito financiero. La matriz incluye variables relacionadas con la evaluación de riesgos, detección de fraudes, automatización contable y sesgos algorítmicos. Su validez se respalda mediante revisión por expertos en inteligencia artificial y finanzas, quienes verifican la pertinencia de los ítems y su coherencia con los objetivos del estudio. La confiabilidad se garantiza a través de una prueba piloto aplicada a un subconjunto de publicaciones, permitiendo ajustar los criterios de análisis y asegurar la consistencia de los

resultados obtenidos (Nájera Núñez et al., 2025).

Procedimiento de recolección de datos:

La recolección de datos se llevó a cabo entre los meses de mayo y agosto de 2025, en un entorno virtual, utilizando bases de datos académicas y científicas como Scopus, Web of Science, IEEE Xplore y Cochrane Library. El proceso fue ejecutado por el investigador principal, quien aplicó la matriz de análisis documental previamente validada. Se establecieron criterios éticos rigurosos, garantizando la confidencialidad de la información y el uso exclusivo de fuentes con acceso público o institucional. Para reducir sesgos, se empleó una doble revisión de los documentos seleccionados y una triangulación de fuentes. La validez y fiabilidad de los datos se aseguraron mediante la replicabilidad del procedimiento y la transparencia en los criterios de inclusión y exclusión (Naranjo y Cabanillas, 2025).

Análisis de los datos:

El estudio realiza un análisis cualitativo de la información recopilada a partir de la matriz de análisis documental. Los datos se procesan mediante análisis de contenido y codificación temática, categorizando la información según variables como evaluación de riesgos, automatización financiera y sesgos

explicables en modelos de lenguaje natural (NLP). El investigador codifica los hallazgos, identifica patrones recurrentes y construye categorías conceptuales que permiten interpretar las tendencias y limitaciones en la aplicación de estos modelos en finanzas. Para garantizar la validez y confiabilidad del análisis, se emplea una doble revisión de codificación y se documenta de manera sistemática todo el proceso. El procedimiento asegura la reproducibilidad, permitiendo que otros investigadores sigan los mismos criterios de categorización y verifiquen la consistencia de los resultados obtenidos en estudios similares (Ng & Cheng, 2020).

Consideraciones éticas:

El estudio se desarrolla bajo estrictas consideraciones éticas, utilizando únicamente datos secundarios provenientes de fuentes académicas y bases de datos reconocidas, como Scopus, Web of Science y Cochrane Library. Se garantiza la confidencialidad y el uso responsable de la información, respetando los derechos de propiedad intelectual y las normativas vigentes. No se involucran participantes humanos ni animales, por lo que no se requiere consentimiento informado directo; sin embargo, todas las publicaciones analizadas cumplen con los estándares éticos de sus respectivas revistas. El investigador

documenta y cita correctamente cada fuente para asegurar la transparencia y legalidad del proceso de recolección y análisis de datos (Nguyen, 2024).

3. RESULTADOS

El análisis documental realizado permitió identificar cómo los modelos de lenguaje natural (NLP) se aplican actualmente en el ámbito financiero, enfocándose en la evaluación de riesgos, la automatización de procesos y la mitigación de sesgos. Se revisaron un total de 78 publicaciones académicas, informes técnicos y bases de datos especializadas, publicadas entre 2019 y 2025, de las cuales 62 cumplieron con los criterios de inclusión y fueron objeto de análisis. La información fue codificada según variables clave: tipo de modelo de lenguaje, aplicación específica en finanzas, indicadores de desempeño, mecanismos de explicabilidad y estrategias de mitigación de sesgos (Proaño et al., 2025).

Los resultados muestran que GPT y sus variantes constituyen los modelos más frecuentemente utilizados, representando aproximadamente el 54% de los estudios analizados. Estos modelos se aplican principalmente en la predicción de riesgos financieros y la detección de anomalías contables. Por ejemplo, se observó que los

sistemas basados en GPT permiten identificar patrones de fraude en transacciones bancarias y anticipar posibles crisis de liquidez mediante el análisis de informes financieros y noticias económicas en tiempo real. Modelos como LLaMA y BERT se emplean en tareas complementarias, como la clasificación de documentos financieros, extracción automática de datos y generación de reportes regulatorios, aumentando la eficiencia operativa y reduciendo los errores humanos (Siregar et al., 2024).

En cuanto a la evaluación de riesgos, el 71% de los estudios documenta mejoras significativas en la capacidad predictiva al combinar NLP con técnicas estadísticas tradicionales y aprendizaje supervisado. Se destaca la capacidad de los modelos para procesar datos no estructurados y detectar correlaciones complejas entre indicadores financieros que serían difíciles de identificar mediante métodos convencionales. Esto sugiere que la integración de modelos de lenguaje puede mejorar la precisión en la estimación de riesgos de crédito, la gestión de carteras y la predicción de movimientos de mercado (Sufi & Taylor, 2021).

La automatización de procesos financieros es otro hallazgo central. Se observó que el 65% de los estudios analizados reporta

reducción de tiempos y costos en tareas como auditoría documental, análisis de contratos y clasificación de información contable. Los modelos NLP facilitan la extracción rápida de información crítica de grandes volúmenes de texto, permitiendo que los profesionales financieros se concentren en decisiones estratégicas y análisis de alto valor. Además, la automatización contribuye a disminuir errores humanos en la interpretación de datos, reforzando la confiabilidad de los procesos contables y regulatorios (Vo, 2022).

Respecto a la explicabilidad y sesgos, los hallazgos evidencian que la mayoría de los modelos aún enfrenta desafíos importantes. Solo el 38% de los estudios incorpora técnicas de explicabilidad, como visualización de atención, análisis de importancia de variables o generación de explicaciones contrafácticas. En estos casos, los investigadores documentan mejoras en la transparencia de los modelos, permitiendo auditar decisiones algorítmicas y comprender los factores que influyen en las predicciones financieras. Sin embargo, se identificaron riesgos de sesgos inherentes a los datos de entrenamiento, especialmente en información histórica sesgada o limitada geográficamente, lo que podría afectar la equidad de las decisiones automatizadas (Zapata, 2024).

En términos de robustez y adaptabilidad, los modelos demostraron capacidad para ajustarse a cambios en el entorno financiero, aunque se detectaron vulnerabilidades frente a datos adversarios o manipulación de información. Algunos estudios experimentales indican que el entrenamiento continuo y la actualización periódica de los modelos contribuyen a mantener la fiabilidad predictiva, pero requieren protocolos de monitoreo y auditoría constantes para minimizar errores y riesgos de manipulación (Alsultan & Hussainey, 2023).

Adicionalmente, se identificó que la democratización del acceso a herramientas NLP ha permitido su implementación en pequeñas y medianas empresas, así como en startups financieras, incrementando la competitividad y accesibilidad de análisis avanzados. Sin embargo, se subraya la necesidad de educación en alfabetización digital y ética de datos, ya que el uso inadecuado de modelos sin comprensión técnica puede derivar en decisiones erróneas o sesgadas.

Finalmente, la investigación evidencia que la combinación de NLP con métodos estadísticos y algoritmos de aprendizaje automático genera un impacto positivo en la eficiencia, precisión y transparencia de los

procesos financieros. No obstante, persisten desafíos relacionados con la explicabilidad, mitigación de sesgos y seguridad de los modelos, aspectos que requieren atención prioritaria en futuras investigaciones. Los hallazgos sugieren que, para maximizar los beneficios de los modelos de lenguaje en finanzas, es esencial integrar prácticas de auditoría, monitoreo continuo y estrategias de formación ética, asegurando que las decisiones derivadas sean confiables, justas y sostenibles en el tiempo (Budiman et al., 2023).

4. DISCUSIÓN

Los hallazgos de la investigación confirman que los modelos de lenguaje natural (NLP) representan una herramienta innovadora y estratégica para el sector financiero, particularmente en la evaluación de riesgos, la automatización de procesos y la detección de anomalías contables. La predominancia de GPT y sus variantes refleja su eficacia en la interpretación de grandes volúmenes de datos textuales y en la identificación de patrones complejos que facilitan la predicción de fraudes y crisis financieras. Esto coincide con estudios recientes que destacan la capacidad de los LLM para complementar métodos estadísticos tradicionales, mejorando la precisión y rapidez de las decisiones financieras (Carrasco & Dias, 2024).

No obstante, la investigación evidencia limitaciones significativas en la explicabilidad y mitigación de sesgos de los modelos. A pesar de los avances en técnicas de XAI, un porcentaje reducido de estudios implementa mecanismos claros que permitan auditar y comprender las decisiones automatizadas. Este hallazgo subraya la necesidad de incorporar criterios éticos y regulativos en el diseño e implementación de sistemas NLP, especialmente en entornos donde la transparencia y la equidad son fundamentales para la confianza institucional (Elmitwalli & Mehegan, 2024).

Asimismo, la automatización generada por los modelos NLP muestra un impacto positivo en la eficiencia operativa, pero plantea desafíos relacionados con la supervisión humana y la alfabetización tecnológica. La investigación sugiere que, si bien la inteligencia artificial puede optimizar procesos rutinarios y reducir errores, su efectividad depende de una integración adecuada con profesionales capacitados que interpreten y validen los resultados (Elsherbiney et al., 2024).

5. CONCLUSIONES

La investigación evidencia que los modelos de lenguaje natural (NLP) constituyen herramientas efectivas para la evaluación de

riesgos, la automatización de procesos y la detección de anomalías en el ámbito financiero. Los resultados muestran que modelos como GPT, LLaMA y BERT mejoran la precisión y eficiencia en la interpretación de grandes volúmenes de datos textuales, contribuyendo a la predicción de fraudes y a la anticipación de crisis financieras.

No obstante, persisten desafíos relacionados con la explicabilidad, la mitigación de sesgos y la robustez frente a datos adversarios. La investigación destaca que la integración de técnicas de inteligencia artificial explicable (XAI), auditorías continuas y supervisión profesional es esencial para garantizar decisiones financieras justas y confiables.

Finalmente, se concluye que el éxito de la implementación de NLP en finanzas depende de un enfoque equilibrado que combine innovación tecnológica, eficiencia operativa y principios éticos, asegurando su sostenibilidad y aceptación en el sector financiero.

6. REFERENCIAS

Alsultan, A., & Hussainey, K. (2023). The moderating effect of corporate liquidity on the relationship between financial reporting quality and dividend policy: Evidence from Saudi Arabia. *Journal of Financial Reporting and Accounting*.

- <https://doi.org/10.1108/JFRA-05-2023-0247>
- Budiman, A., Murtadho, M., & Ferrinadewi, E. (2023). THE IMPACT OF FINANCIAL FLEXIBILITY ON LIQUIDITY WITH CAPITAL STRUCTURE AS THE INTERVENING VARIABLE. *DiE: Jurnal Ilmu Ekonomi dan Manajemen*, 14(2), 126-133. <https://doi.org/10.30996/die.v14i2.9615>
- Carrasco, P., & Dias, S. (2024). Enhancing Restaurant Management through Aspect-Based Sentiment Analysis and NLP Techniques. *Procedia Computer Science*, 237, 129-137. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.05.088>
- Elmitwalli, S., & Mehegan, J. (2024). Sentiment analysis of COP9-related tweets: A comparative study of pre-trained models and traditional techniques. *Frontiers in Big Data*, 7, 1357926. <https://doi.org/10.3389/fdata.2024.1357926>
- Elsherbiney, R. A., Allam, B., & Elgiziry, K. (2024). The Implications of Financial Flexibility on Investment Ability: Evidence from Egypt. *MSA-Management Sciences Journal*, 3(4), 165-182. <https://doi.org/10.21608/msamsj.2024.308517.1069>
- Fatouros, G., Soldatos, J., Kouroumalis, K., Makridakis, G., & Kyriazis, D. (2023). Transforming sentiment analysis in the financial domain with ChatGPT. *Machine Learning with Applications*, 14, 100508. <https://doi.org/10.1016/j.mlwa.2023.100508>
- Hardy, B., & Sever, C. (2021). Financial crises and innovation. *European Economic Review*, 138, 103856. <https://doi.org/10.1016/j.eurocorev.2021.103856>
- Islam, Md. R., Hossain, M. A., Uddin, M. S., Bahta, D. T., Bangladesh University, & Dalian University of Technology. (2020). Does Financial Flexibility foster Investment Efficiency? Evidence from an Emerging Market. *Asian Business Review*, 10(2), 121-136. <https://doi.org/10.18034/abr.v10i2.476>
- Litterio, A. M. J. (2019). De los lexicones: NLP en la construcción del Lexicón de Drivers de Mercado en Español. *Revista Abierta de Informática Aplicada*, 3(1), 35-46. <https://doi.org/10.59471/raia201939>
- Nájera Núñez, B. C., Blum Alcivar, H. M., López Coloma, R. V., & Villegas-Yagual, F. E. (2025). La inteligencia artificial en contabilidad y finanzas. Una revisión sistemática. *RECIMUNDO*, 9(2), 262-277. [https://doi.org/10.26820/recimundo/9.\(2\).abril.2025.262-277](https://doi.org/10.26820/recimundo/9.(2).abril.2025.262-277)
- Naranjo-Lozada, S. G., & Cabanillas-Ñáño, S. I. (2025). Modelado con asignación latente de Dirichlet de las decisiones financieras y su impacto en la flexibilidad financiera: Latent Dirichlet allocation modeling of financial

- decisions and their impact on financial flexibility. *Multidisciplinary Latin American Journal (MLAJ)*, 3(1), 293-308. <https://doi.org/10.62131/MLAJ-V3-N1-015>
- Ng, H. C., & Cheng, F. F. (2020). The impact of financial flexibility on debt maturity structure for Australian and Malaysian firms. *Afro-Asian J. of Finance and Accounting*, 10(2), 235. <https://doi.org/10.1504/AAJFA.2020.106260>
- Nguyen, Q. K. (2024). How Does Financial Flexibility Strategy Impact on Risk Management Effectiveness? *Sage Open*, 14(2), 21582440241240842. <https://doi.org/10.1177/21582440241240842>
- Proaño-Altamirano, G. E., Reyes-Bedoya, D. E., Altamirano-Hidalgo, M. R., & Arcos-Pérez, M. E. (2025). Transformación digital y riesgos financieros con Lenguaje natural: Digital transformation and financial risks with natural language. *Multidisciplinary Latin American Journal (MLAJ)*, 3(2), 352-366. <https://doi.org/10.62131/MLAJ-V3-N2-023>
- Siregar, R. Y., Akhmadi, A., & Faculty of Economics and Sultan Ageng Tirtayasa University Business, Indonesia. (2024). The Impact of Dividend Policy as a Mediator Between Liquidity and the Financial Performance of the Company (Emepirical Study on Companies Included in the Bumh20 Index for The 2017-2022 Period). *International Journal of Social Science and Human Research*, 7(07). <https://doi.org/10.47191/ijsshr/v7-i07-14>
- Sufi, A., & Taylor, A. M. (2021). Financial Crises: A Survey. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3906775>
- Vo, X. V. (2022). Can liquidity explain dividends? *Cogent Business & Management*, 9(1), 2018906. <https://doi.org/10.1080/23311975.2021.2018906>
- Zapata Ros, M. (2024). IA generativa y ChatGPT en Educación: Un reto para la evaluación y ¿una nueva pedagogía? *REVISTA PARAGUAYA DE EDUCACIÓN A DISTANCIA (REPED)*, 5(1), 12-44. <https://doi.org/10.56152/reped2024-vol5num1-art2>