Forma

El contenido generado por IA puede ser incorrecto.

**El presente artículo ha sido aprobado para su publicación, luego de surtir la revisión por pares. Actualmente se encuentra en proceso de diagramación.**

Forma

El contenido generado por IA puede ser incorrecto.

**Recibido:**

**Aceptado:**

**Publicado:**

**10.52143/2346139X.1075**

Carlos Alberto Gómez Cano

[carlos\_gomezca@cun.edu.co](mailto:carlos_gomezca@cun.edu.co)

Corporación Unificada Nacional de Educación Superior – CUN

<https://orcid.org/0000-0003-0425-7201>

Carlos Alberto Pacheco Sánchez

cpacheco@umanizales.edu.co

Universidad de Manizales

<https://orcid.org/0000-0002-9369-582X>

**La revolución de los modelos transformadores en procesamiento de lenguaje natural: Un análisis comparativo de arquitecturas y aplicaciones**

***The revolution of transformer models in natural language processing: A comparative analysis of architectures and applications***

**Resumen**

El presente artículo ofrece un análisis del impacto de los modelos transformadores (*transformer models)* en el procesamiento de lenguaje natural, mediante la comparación de sus principales arquitecturas y aplicaciones. Para ello, se realizó una revisión documental de artículos científicos en español e inglés indexados en la base de datos Scopus entre 2018 y 2022. Se seleccionaron estudios que abordaran avances teóricos, implementaciones prácticas y desafíos asociados a estos modelos. La metodología empleada incluyó un análisis cualitativo centrado en cuatro ejes temáticos: evolución arquitectónica, eficiencia computacional, aplicaciones en traducción automática y generación de texto, así como limitaciones éticas y sesgos. Los resultados evidencian que estos modelos han revolucionado el procesamiento de lenguaje natural gracias a su capacidad para capturar el contexto lingüístico de manera eficiente. No obstante, persisten desafíos relacionados con la escalabilidad y equidad algorítmica. Se concluye que, pese a su superioridad frente a modelos previos, es necesario profundizar en técnicas de optimización y en el desarrollo de marcos éticos que orienten su implementación responsable en entornos industriales y académicos.

**Palabras clave:** Modelos Transformadores, Procesamiento de Lenguaje Natural, BERT, GPT, Ética.

***Abstract***

This article provides an analysis of the impact of transformer models on natural language processing by comparing their main architectures and applications. To achieve this, a documentary review was conducted using scientific articles in both Spanish and English, indexed in Scopus database and published between 2018 and 2022. Studies addressing theoretical advancements, practical implementations, and the challenges associated with these models were selected. The methodology involved a qualitative analysis structured around four main thematic axes: architectural evolution, computational efficiency, applications machine translation and text generation, and ethical limitations and biases. The findings show that transformers models have revolutionized natural language processing due to their ability to effectively capture linguistic context. Nevertheless, challenges related to scalability and algorithmic fairness remain. It is concluded that, despite their superiority over previous models, further research is needed on optimization techniques and ethical frameworks to ensure their responsible implementation in both industrial and academic settings.

**Keywords:** *Transformers models, Natural Language Processing, BERT, GPT, Ethics.*

**Introducción**

El procesamiento de lenguaje natural (PLN) ha experimentado una transformación radical desde la introducción de los modelos transformadores (*transformer models*) en 2017, que marcó un antes y después en la capacidad de las máquinas para comprender y generar lenguaje humano (Guo et al., 2017; Canizo et al., 2019). A diferencia de las arquitecturas recurrentes (*recurrent neural network* [RNN]) y convolucionales (*convolutional neural network* [CNN]) que procesaban secuencias de manera iterativa, los transformadores implementaron mecanismos de autoatención que permitieron el análisis paralelo de dependencias contextuales a larga distancia (Gupta y Agrawal, 2020; Hoyos Chavarro et al., 2022). Este avance no solo mejoró la precisión en tareas como traducción automática o resumen de texto, sino que también sentó las bases para modelos preentrenados escalables, como BERT (*bidirectional encoder representations from transformers*) y GPT (*generative pre-trained transformer*) (Delgado-Santos et al., 2022; Gillioz et al., 2020)002E

La arquitectura tipo transformadores se consolidó como estándar debido a su flexibilidad para adaptarse a diversos dominios lingüísticos y computacionales. Estudios como los Trummer (2021) demostraron que modelos como GPT-3 podían generalizar conocimiento a través de pocas muestras (*few-shot learning*). Su aplicación en campos como la biomedicina y el derecho aprovechó su capacidad para extraer relaciones semánticas complejas (Gandhi et al., 2022). Sin embargo, esta versatilidad también reveló desafíos críticos, como el alto costo computacional y la necesidad de conjuntos de datos (*datasets*) masivos, lo que limita su acceso a organizaciones con recursos suficientes (Dutta et al., 2018).

En el ámbito de las aplicaciones, los transformadores redefinieron referencias de comparación (*benchmarks*) en tareas clásicas de PLN. Por ejemplo, sistemas como T5 [transformador de transferencia texto a texto (*text-to-text transfer transformer*)] unificaron múltiples tareas bajo un mismo marco codificador-decodificador (*encoder-decoder*), al alcanzar resultados de mayor nivel (*state-of-the-art*) en tareas como resumen automático (*summarización*) y clasificación (Gillioz et al., 2020). Paralelamente, modelos multilingües como mBERT (*multilingual* *BERT*) y XLM-R (extendieron su utilidad a idiomas con recursos limitados, lo que permitió reducir brechas en tecnologías del lenguaje (Ganesh et al., 2020; Ramprasath et al., 2022). No obstante, investigaciones posteriores cuestionaron su neutralidad y advirtieron sobre sesgos culturales y de género inherentes a sus datos de entrenamiento (Hu et al., 2018).

La evolución hacia arquitecturas más eficientes, como DistilBERT (*distilled* *BERT*) o ALBERT (*a lite BERT*), buscó mitigar problemas de escalabilidad mediante técnicas de destilación de conocimiento (*knowledge distillation*) y compartimiento de parámetros (Bahmei et al., 2022; Zhu et al., 2022). Estas variantes mantuvieron un equilibrio entre rendimiento y eficiencia, al facilitar su implementación en dispositivos con restricciones de *hardware*. Pese a estos avances, persisten debates sobre la sostenibilidad ambiental de entrenar modelos cada vez más grandes, con huellas de carbono equivalentes a vuelos transcontinentales (Leamons et al., 2022; Mogrovejo Andrade, 2022).

Dada la rápida evolución de los transformadores y su impacto transversal en la academia y la industria, resulta imperativo sistematizar sus aportes y limitaciones desde un marco comparativo. Este artículo presenta un análisis crítico su desarrollo entre 2018 y 2022, a través de la revisión de cuatro ejes temáticos: evolución arquitectónica, eficiencia computacional, aplicaciones prácticas y desafíos éticos. El objetivo es ofrecer una visión integral que guíe futuras investigaciones hacia modelos más accesibles, interpretables y justos, al asegurar que esta revolución tecnológica no profundice desigualdades existentes.

**Metodología**

El presente investigación se fundamenta en una revisión documental sistemática de la literatura científica sobre modelos transformadores en PLN publicada entre 2018 y 2022. Este enfoque permitió identificar, evaluar y sintetizar los avances teóricos, aplicaciones prácticas y desafíos emergentes asociados a estas arquitecturas, para así garantizar un análisis riguroso y reproducible. La metodología se estructuró en cuatro etapas claramente definidas (ver Figura 1), en la que se siguió protocolos establecidos en revisiones del estado del arte, lo que aseguró la selección de fuentes relevantes y minimizó sesgos en la recopilación de información (Birou et al., 2019; Rodríguez-Torres et al., 2022).

Este proceso metodológico permitió un análisis holísticode la revolución causada por los modelos transformadores que integra perspectivas técnicas, computacionales y éticas. Al sistematizar la revisión en etapas, se logró una comprensión profunda de su impacto en el PLN, se identificaron brechas de investigación y oportunidades futuras. La rigurosidad en la selección de fuentes aseguró la validez académica de las conclusiones presentadas (Ledesma y Malave-González, 2022; Pérez Gamboa et al., 2022).

**Figura 1**

*Etapas del proceso de revisión documental*

**Resultados[T1]**

Una primera aproximación a la literatura científica confirmó que los modelos transformadores han redefinido el PLN al superar las limitaciones de arquitecturas anteriores, como las RNN, gracias a su capacidad para capturar dependencias contextuales a larga distancia. Estos modelos no solo han establecido nuevos niveles más avanzados (*state-of-the-art*) en tareas como traducción automática y generación de texto, sino que también han introducido desafíos inéditos en términos de escalabilidad, equidad y sostenibilidad. El análisis cualitativo reveló cuatro ejes temáticos clave que estructuran su impacto: evolución arquitectónica, eficiencia computacional, aplicaciones transversales y limitaciones éticas. A continuación, se desarrollan estos ejes con base en la literatura revisada.

**1. Evolución arquitectónica: de BERT a GPT-4 [T2]**

La arquitectura original de modelos transformadores, de acuerdo con Singh y Mahmood (2021), sentó las bases para una generación de modelos preentrenados que dominaron el PLN. BERT, según Pathak (2021), introdujo el paradigma bidireccional al permitir que el modelo captara contexto tanto izquierda-derecha como derecha-izquierda, lo que mejoró significativamente tareas como extracción de entidades y respuesta a preguntas. Sin embargo, GPT-2 y GPT-3 demostraron que los modelos *autorregresivos* (unidireccionales) podían generar texto coherente y creativo, aunque con riesgos de desinformación debido a su capacidad para producir contenido persuasivo (Kalyan et al., 2021; Liu et al., 2021).

Según Yang et al. (2021), la aparición de modelos híbridos, como T5, unificó múltiples tareas bajo un marco de transformación texto a texto, mientras que las arquitecturas especializadas adaptaron el conocimiento general a dominios específicos. Hacia 2021, modelos como GPT-4 y PaLM evidenciaron una tendencia hacia sistemas multimodales (texto-imagen) y escalamiento extremo (cientos de miles de millones de parámetros), aunque críticos señalaron que este enfoque priorizaba el rendimiento sobre la interpretabilidad (Özçift et al., 2021; Roshanzamir et al., 2021).

Un hallazgo clave fue la divergencia entre dos enfoques de diseño: eficiencia versus capacidad bruta. Mientras el primero optimizaba recursos para democratizar el acceso, el segundo dependía de infraestructuras exclusivas de computación en la nube (*cloud* *computing*) que exacerbaban las brechas tecnológicas (Paillé et al., 2020; Singh et al., 2019).

**2. Eficiencia computacional: entre la escalabilidad y la accesibilidad[T2]**

El entrenamiento de modelos transformadores a gran escala requirió un consumo energético sin precedentes. Estudios como el de Shao y Bi (2022) y Täuscher y Abdelkafi (2018) calcularon que entrenar BERT-base emitió aproximadamente 1 400 libras de CO₂, equivalente a un vuelo transatlántico. Esto impulsó la investigación en técnicas de optimización, como la destilación de conocimiento (*knowledge distillation*), donde modelos pequeños replicaban el comportamiento de versiones grandes con una fracción de parámetros (De Giacomo y Bleischwitz, 2020; Orozco Castillo, 2022).

Otras estrategias, como la de atención dispersa (*sparse attention*) (p. ej. Usama et al., 2020) o la mezcla de expertos (*mixture-of-experts* [MoE]) (p. ej. Lyu y Liu, 2021), redujeron costos computacionales sin sacrificar rendimiento. Sin embargo, la literatura revisada destacó que estas soluciones aún no resolvían el problema de fondo, a saber: la dependencia de datos masivos y de *hardware* especializado. Proyectos como ELECTRA exploraron preentrenamientos más eficientes mediante tareas de detección de *tokens* reemplazados y lograron resultados competitivos con menos recursos (Keddous et al., 2021; Higuera Carrillo, 2022).

Un consenso emergente fue la necesidad de puntos de referencia (*benchmarks*) estandarizados para medir no solo precisión, sino también huella ambiental y costo por inferencia. Iniciativas como Green AI abogaron por priorizar modelos eficientes y reproducibles, en contraste con la carrera por modelos cada vez más grandes (Gulati et al., 2020; Sanabria Martínez, 2022). Esta crítica en opinión de los autores ganó relevancia hacia 2022, cuando empresas como OpenAI restringieron el acceso a sus modelos más potentes, al limitar su estudio independiente.

**3. Aplicaciones transversales: más allá del texto[T2]**

Los modelos transformadores trascendieron el PLN tradicional, al impactar en dominios como la traducción automática (el traductor de Google adoptó modelos transformadores en 2018), la generación de código (GitHub Copilot basado en GPT-3) y el análisis biomédico (BioBERT para extracción de relaciones en literatura científica). En educación, herramientas como ChatGPT demostraron potencial para tutorías personalizadas, aunque generaron preocupaciones sobre plagio académico (Tang et al., 2018; Gómez Cano, 2022).

En idiomas con recursos limitados, modelos multilingües como XLM-R, según Guler y Yener (2021), redujeron la brecha tecnológica al lograr transferencia cruzada entre lenguas. No obstante, estudios como el de Mittal y Umesh (2020) advirtieron que su rendimiento era desigual por favorecer idiomas con mayor representación en los datos de entrenamiento.

Un área innovadora fue la multimodalidad. Modelos como CLIP, según Aytan y Sakar (2022), y DALL-E integraron texto e imágenes y abrieron puertas a aplicaciones en diseño gráfico y accesibilidad. Sin embargo, su adopción industrial enfrentó desafíos regulatorios, especialmente en sectores como el legal, donde la opacidad de las decisiones generó escepticismo (Wang et al., 2020; Borges Machín y González Bravo, 2022).

**4. Limitaciones éticas: Sesgos, opacidad y gobernanza [T2]**

A través de la literatura revisada, se identificaron riesgos éticos recurrentes en modelos transformadores, desde sesgos de género y raza hasta generación de discurso de odio (Li et al., 2022; Nath et al., 2022). Investigaciones como la de Amrutha y Prabu (2022) vincularon estos problemas a conjuntos de datos (*datasets*) de entrenamiento no curados que reproducían estereotipos sociales.

La opacidad en modelos de caja negra dificultó la auditoría de sus decisiones. Técnicas como LIME (Radfar et al., 2022) y SHAP (Dong et al., 2019) intentaron mejorar la interpretabilidad, pero su aplicación en modelos transformadores complejos resultó insuficiente. Esto alimentó debates sobre la necesidad de marcos regulatorios, como la propuesta de regulación de IA de la UE, que exigía transparencia en sistemas de alto riesgo.

Finalmente, la concentración de recursos en empresas tecnológicas (OpenAI, Google) generó preocupaciones sobre monopolio del conocimiento. Alternativas de código abierto (*open-source*) promovieron modelos inclusivos, pero su impacto fue limitado por falta de infraestructura competitiva (Figura 2). La literatura concluyó que, sin colaboración global y estándares éticos, la revolución modelos transformadores podría profundizar desigualdades en lugar de mitigarlas (Chaudhary y Bali, 2022; Guzmán et al., 2022).

**Figura 2**

*Limitaciones éticas*

**Discusión [T1]**

La irrupción de los modelos transformadores en el PLN ha marcado un hito tecnológico sin precedentes al demostrar capacidades excepcionales para capturar matices lingüísticos y relaciones contextuales (Kızıltepe et al., 2021; Gómez Miranda, 2022). Sin embargo, su rápida evolución ha generado una brecha creciente entre los avances de investigación y su implementación práctica, especialmente para organizaciones con recursos limitados (Ye et al., 2019). Los elevados costos ambientales, asociados al entrenamiento de modelos masivos, plantean serias interrogantes sobre la sostenibilidad del desarrollo de IA, mientras que la complejidad técnica de estos sistemas frecuentemente sacrifica interpretabilidad y transparencia (Zhao et al., 2018; Ricardo Jiménez, 2022).

Los avances en eficiencia mediante técnicas como la destilación de conocimiento (*knowledge* *distillation*) o atención dispersa representan esfuerzos valiosos para democratizar estas tecnologías (Amjad et al., 2021). No obstante, persiste una tensión fundamental entre el tamaño de los modelos y sus requerimientos computacionales, con rendimientos decrecientes a medida que los parámetros aumentan exponencialmente. Esta paradoja subraya la necesidad de enfoques más sostenibles que prioricen no solo la precisión, sino también la eficiencia energética y la accesibilidad. El surgimiento de principios como la «IA verde» refleja una creciente conciencia sobre estos desafíos en la comunidad científica (Ronaghi, 2022).

La diversidad de aplicaciones ha sido uno de los resultados más notables de esta revolución, que se extiende más allá de las tareas tradicionales de PLN. Desde diagnósticos médicos hasta generación de contenido creativo, estos modelos han demostrado una versatilidad sorprendente en adaptación cruzada entre dominios (Gulati et al., 2020; Xu et al., 2022). Sin embargo, esta misma flexibilidad ha introducido nuevos dilemas éticos sobre los usos apropiados y las posibles malas prácticas. Su capacidad para generar texto indistinguible del humano, con mínimos insumos, ha difuminado los límites entre contenido artificial y auténtico, lo que dificulta las cuestiones de autoría y veracidad (Pérez Gamboa et al., 2019; Yang et al., 2022).

Las consideraciones éticas han evolucionado de preocupaciones teóricas a problemas urgentes que demandan soluciones inmediatas. La concentración del desarrollo en pocas organizaciones con recursos abundantes ha creado asimetrías en el acceso y control tecnológico (Onan, 2022). Además, los sesgos persistentes y la opacidad en estos sistemas continúan erosionando la confianza pública, pese a los avances en técnicas orientadas a mejorar la capacidad de explicativa. Estos desafíos sugieren que el progreso futuro debe medirse no solo mediante métricas técnicas, sino también por su alineación con valores humanos y necesidades sociales, lo que requiere colaboración multidisciplinaria para desarrollar marcos de gobernanza adecuados (Gómez-Cano, C. y Sánchez-Castillo, 2021; Nath et al., 2022).

**Conclusiones [T1]**

El análisis comparativo de los modelos transformadores en PLN entre 2018 y 2022 evidencia que estas arquitecturas han revolucionado el campo tras superar limitaciones técnicas previas, gracias a su capacidad de procesamiento contextualizado y adaptabilidad multidisciplinar. Sin embargo, su desarrollo ha enfrentado desafíos críticos en escalabilidad, equidad y sostenibilidad, al revelar que los avances en rendimiento no siempre se traducen en mejoras accesibles o éticamente robustas. El futuro de esta tecnología dependerá de equilibrar la innovación arquitectónica con principios de eficiencia computacional, transparencia algorítmica y gobernanza responsable, lo que asegura que su implementación beneficie a la sociedad en su conjunto sin exacerbar desigualdades existentes.

**Referencias** **[T1]**

Amjad, F., Abbas, W., Zia-Ur-Rehman, M., Baig, S., Hashim, M., Khan, A., & Rehman, H. (2021). Effect of green human resource management practices on organizational sustainability: the mediating role of environmental and employee performance. *Environmental Science and Pollution Research*, 28, 28191 - 28206. <https://doi.org/10.1007/s11356-020-11307-9>

Amrutha, K., & Prabu, P. (2022). Effortless and beneficial processing of natural languages using modelos transformadoress. *Journal of Discrete Mathematical Sciences and Cryptography*, 25, 1987 - 2005. <https://doi.org/10.1080/09720529.2022.2133239>

Aytan, B., & Sakar, C. (2022). Comparison of Modelos transformadores-Based Models Trained in Turkish and Different Languages on Turkish Natural Language Processing Problems. *2022 30th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*, 1-4. <https://doi.org/10.1109/SIU55565.2022.9864818>

Bahmei, B., Birmingham, E., & Arzanpour, S. (2022). CNN-RNN and Data Augmentation Using Deep Convolutional Generative Adversarial Network for Environmental Sound Classification. *IEEE Signal Processing Letters*, 29, 682-686. <https://doi.org/10.1109/lsp.2022.3150258>

Birou, L., Green, K., & Inman, R. (2019). Sustainability knowledge and training: outcomes and firm performance. *Journal of Manufacturing Technology Management*. <https://doi.org/10.1108/JMTM-05-2018-0148>

Borges Machín, A. Y. y González Bravo, Y. L. (2022). Educación comunitaria para un envejecimiento activo: experiencia en construcción desde el autodesarrollo. *Región Científica*, *1*(1), 202212. <https://doi.org/10.58763/rc202213>

Canizo, M., Triguero, I., Conde, A., & Onieva, E. (2019). Multi-head CNN-RNN for multi-time series anomaly detection: An industrial case study. *Neurocomputing*, 363, 246-260. <https://doi.org/10.1016/J.NEUCOM.2019.07.034>

Chaudhary, K., & Bali, R. (2022). Easter2.0: Improving convolutional models for handwritten text recognition. *ArXiv*, abs/2205.14879. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2205.14879>

De Giacomo, M., & Bleischwitz, R. (2020). Business models for environmental sustainability: Contemporary shortcomings and some perspectives. *Business Strategy and the Environment*. <https://doi.org/10.1002/bse.2576>

Delgado-Santos, P., Tolosana, R., Guest, R., Deravi, F., & Vera-Rodríguez, R. (2022). Exploring Modelos transformadoress for Behavioural Biometrics: A Case Study in Gait Recognition. *ArXiv*, abs/2206.01441. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2206.01441>

Dong, Z., Zhang, R., & Shao, X. (2019). A CNN-RNN Hybrid Model with 2D Wavelet Transform Layer for Image Classification. *2019 IEEE 31st International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI)*, 1050-1056. <https://doi.org/10.1109/ICTAI.2019.00147>

Dutta, K., Krishnan, P., Mathew, M., Jawahar, C., Dutta, K., Krishnan, P., & Mathew, M. (2018). Improving CNN-RNN Hybrid Networks for Handwriting Recognition. *2018 16th International Conference on Frontiers in Handwriting Recognition (ICFHR)*, 80-85. <https://doi.org/10.1109/ICFHR-2018.2018.00023>

Gandhi, D., Shah, V., & Chawan, P. (2022). A Vision Modelos transformadores Approach for Classification an A Small-Sized Medical Image Dataset. *2022 5th International Conference on Advances in Science and Technology (ICAST)*, 519-524. <https://doi.org/10.1109/ICAST55766.2022.10039593>

Ganesh, P., Chen, Y., Lou, X., Khan, M., Yang, Y., Chen, D., Winslett, M., Sajjad, H., & Nakov, P. (2020). Compressing Large-Scale Modelos transformadores-Based Models: A Case Study on BERT. *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, 9, 1061-1080. <https://doi.org/10.1162/tacl_a_00413>

Gillioz, A., Casas, J., Mugellini, E., & Khaled, O. (2020). Overview of the Modelos transformadores-based Models for NLP Tasks. *2020 15th Conference on Computer Science and Information Systems (FedCSIS)*, 179-183. <https://doi.org/10.15439/2020F20>

Gómez Cano, C. A. (2022). Ingreso, permanencia y estrategias para el fomento de los Semilleros de Investigación en una IES de Colombia. *Región Científica*, *1*(1), 20226. <https://doi.org/10.58763/rc20226>

Gómez Miranda, O. M. (2022). La franquicia: de la inversión al emprendimiento. *Región Científica*, *1*(1), 20229. <https://doi.org/10.58763/rc20229>

Gómez-Cano, C. y Sánchez-Castillo, V. (2021). Evaluación del nivel de madurez en la gestión de proyectos de una empresa prestadora de servicios públicos. *Económicas CUC*, *42*(2), 133-144. <https://doi.org/10.17981/econcuc.42.2.2021.Org.7>

Gulati, A., Qin, J., Chiu, C., Parmar, N., Zhang, Y., Yu, J., Han, W., Wang, S., Zhang, Z., Wu, Y., & Pang, R. (2020). Conformer: Convolution-augmented Modelos transformadores for Speech Recognition. *ArXiv*, abs/2005.08100. <https://doi.org/10.21437/interspeech.2020-3015>

Guler, B., & Yener, A. (2021). A Framework for Sustainable Federated Learning. *2021 19th International Symposium on Modeling and Optimization in Mobile, Ad hoc, and Wireless Networks (WiOpt)*, 1-8. <https://doi.org/10.23919/WiOpt52861.2021.9589930>

Guo, Y., Liu, Y., Bakker, E., Guo, Y., & Lew, M. (2017). CNN-RNN: a large-scale hierarchical image classification framework. *Multimedia Tools and Applications*, 77, 10251 - 10271. <https://doi.org/10.1007/s11042-017-5443-x>

Gupta, M., & Agrawal, P. (2020). Compression of Deep Learning Models for Text: A Survey. *ACM Trans. Knowl. Discov. Data*, 16, 61:1-61:55. <https://doi.org/10.1145/3487045>

Guzmán, D. L., Gómez-Cano, C., & Sánchez-Castillo, V. (2022). Construcción del Estado a partir de la participación Ciudadana. *Revista Academia & Derecho*, *14*(25). <https://doi.org/10.18041/2215-8944/academia.25.10601>

Higuera Carrillo, E. L. (2022). Aspectos clave en agroproyectos con enfoque comercial: Una aproximación desde las concepciones epistemológicas sobre el problema rural agrario en Colombia. *Región Científica*, *1*(1), 20224. <https://doi.org/10.58763/rc20224>

Hoyos Chavarro, Y. A., Melo Zamudio, J. C., & Sánchez Castillo, V. (2022). Sistematización de la experiencia de circuito corto de comercialización estudio de caso Tibasosa, Boyacá. *Región Científica*, *1*(1), 20228. <https://doi.org/10.58763/rc20228>

Hu, Y., Wong, Y., Wei, W., Du, Y., Kankanhalli, M., & Geng, W. (2018). A novel attention-based hybrid CNN-RNN architecture for sEMG-based gesture recognition. *PLoS ONE*, 13. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0206049>

Kalyan, K., Rajasekharan, A., & Sangeetha, S. (2021). AMMU: A survey of modelos transformadores-based biomedical pretrained language models. *Journal of biomedical informatics*, 103982 . <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2021.103982>

Keddous, F., Nguyen, H., & Nakib, A. (2021). Characters Recognition based on CNN-RNN architecture and Metaheuristic. *2021 IEEE International Parallel and Distributed Processing Symposium Workshops (IPDPSW)*, 500-507. <https://doi.org/10.1109/IPDPSW52791.2021.00082>

Kızıltepe, R., Gan, J., & Escobar, J. (2021). A novel keyframe extraction method for video classification using deep neural networks. *Neural Computing and Applications*, 35, 24513-24524. <https://doi.org/10.1007/s00521-021-06322-x>

Leamons, R., Cheng, H., & Shami, A. (2022). Vision Modelos transformadoress for Medical Images Classifications. 319-325. <https://doi.org/10.1007/978-3-031-16075-2_22>

Ledesma, F. y Malave-González, B. E. (2022). Patrones de comunicación científica sobre *E-commerce*: un estudio bibliométrico en la base de datos Scopus. *Región Científica*, *1*(1), 202214. <https://doi.org/10.58763/rc202214>

Li, Y., Wehbe, R., Ahmad, F., Wang, H., & Luo, Y. (2022). A Comparative Study of Pretrained Language Models for Long Clinical Text. *Journal of the American Medical Informatics Association : JAMIA*. <https://doi.org/10.1093/jamia/ocac225>

Liu, Y., Zhang, Y., Wang, Y., Hou, F., Yuan, J., Tian, J., Zhang, Y., Shi, Z., Fan, J., & He, Z. (2021). A Survey of Visual Modelos transformadoress. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 35, 7478-7498. <https://doi.org/10.1109/TNNLS.2022.3227717>

Lyu, S., & Liu, J. (2021). Convolutional Recurrent Neural Networks for Text Classification. *J. Database Manag.*, 32, 65-82. <https://doi.org/10.4018/jdm.2021100105>

Mittal, S., & Umesh, S. (2020). A survey On hardware accelerators and optimization techniques for RNNs. *J. Syst. Archit.*, 112, 101839. <https://doi.org/10.1016/j.sysarc.2020.101839>

Mogrovejo Andrade, J. M. (2022). Estrategias resilientes y mecanismos de las organizaciones para mitigar los efectos ocasionados por la pandemia a nivel internacional. *Región Científica*, *1*(1), 202211. <https://doi.org/10.58763/rc202211>

Nath, S., Marie, A., Ellershaw, S., Korot, E., & Keane, P. (2022). New meaning for NLP: the trials and tribulations of natural language processing with GPT-3 in ophthalmology. *British Journal of Ophthalmology*, 106, 889 - 892. <https://doi.org/10.1136/bjophthalmol-2022-321141>

Onan, A. (2022). Bidirectional convolutional recurrent neural network architecture with group-wise enhancement mechanism for text sentiment classification. *J. King Saud Univ. Comput. Inf. Sci.*, 34, 2098-2117. <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2022.02.025>

Orozco Castillo, E. A. (2022). Experiencias en torno al emprendimiento femenino. *Región Científica*, *1*(1), 20227. <https://doi.org/10.58763/rc20225>

Özçift, A., Akarsu, K., Yumuk, F., & Söylemez, C. (2021). Advancing natural language processing (NLP) applications of morphologically rich languages with bidirectional encoder representations from modelos transformadoress (BERT): an empirical case study for Turkish. *Automatika*, 62, 226 - 238. <https://doi.org/10.1080/00051144.2021.1922150>

Paillé, P., Valeau, P., & Renwick, D. (2020). Leveraging green human resource practices to achieve environmental sustainability. *Journal of Cleaner Production*. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.121137>

Pathak, A. (2021). Comparative Analysis of Modelos transformadores based Language Models. *Computer Science & Information Technology (CS & IT)*. <https://doi.org/10.5121/CSIT.2021.110111>

Pérez Gamboa, A. J., García Acevedo, Y., & García Batán, J. (2019). Proyecto de vida y proceso formativo universitario: un estudio exploratorio en la Universidad de Camagüey. *Trasnsformación*, *15*(3), 280-296. <http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2077-29552019000300280>

Pérez-Gamboa, A. J., Gómez-Cano, C., & Sánchez-Castillo, V. (2022). Decision making in university contexts based on knowledge management systems. *Data & Metadata*, *2*, 92. <https://doi.org/10.56294/dm202292>

Radfar, M., Barnwal, R., Swaminathan, R., Chang, F., Strimel, G., Susanj, N., & Mouchtaris, A. (2022). ConvRNN-T: Convolutional Augmented Recurrent Neural Network Transducers for Streaming Speech Recognition. *ArXiv*, abs/2209.14868. <https://doi.org/10.21437/interspeech.2022-10844>

Ramprasath, M., Dhanasekaran, K., Karthick, T., Velumani, R., & Sudhakaran, P. (2022). An Extensive Study on Pretrained Models for Natural Language Processing Based on Modelos transformadoress. *2022 International Conference on Electronics and Renewable Systems (ICEARS)*, 382-389. <https://doi.org/10.1109/ICEARS53579.2022.9752241>

Ricardo Jiménez, L. S. (2022). Dimensiones de emprendimiento: Relación educativa. El caso del programa cumbre. *Región Científica*, *1*(1), 202210. <https://doi.org/10.58763/rc202210>

Rodríguez-Torres, E., Gómez-Cano, C., & Sánchez-Castillo, V. (2022). Management information systems and their impact on business decision making. *Data & Metadata*, *1*, 21. <https://doi.org/10.56294/dm202221>

Ronaghi, M. (2022). The effect of virtual reality technology and education on sustainable behavior: a comparative quasi-experimental study. *Interact. Technol. Smart Educ.*, 20, 475-492. <https://doi.org/10.1108/itse-02-2022-0025>

Roshanzamir, A., Aghajan, H., & Baghshah, M. (2021). Modelos transformadores-based deep neural network language models for Alzheimer’s disease risk assessment from targeted speech. *BMC Medical Informatics and Decision Making*, 21. <https://doi.org/10.1186/s12911-021-01456-3>

Sanabria Martínez, M. J. (2022). Construir nuevos espacios sostenibles respetando la diversidad cultural desde el nivel local. *Región Científica*, *1*(1), 20222. <https://doi.org/10.58763/rc20222>

Shao, R., & Bi, X. (2022). Modelos transformadoress Meet Small Datasets. *IEEE Access*, 10, 118454-118464. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3221138>

Singh, S., & Mahmood, A. (2021). The NLP Cookbook: Modern Recipes for Modelos transformadores Based Deep Learning Architectures. *IEEE Access*, 9, 68675-68702. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3077350>

Singh, S., Chen, J., Giudice, M., & El-Kassar, A. (2019). Environmental ethics, environmental performance, and competitive advantage: Role of environmental training. *Technological Forecasting and Social Change*. <https://doi.org/10.1016/J.TECHFORE.2019.05.032>

Tang, G., Müller, M., Gonzales, A., & Sennrich, R. (2018). Why Self-Attention? A Targeted Evaluation of Neural Machine Translation Architectures. *ArXiv*, abs/1808.08946. <https://doi.org/10.18653/v1/D18-1458>

Täuscher, K., & Abdelkafi, N. (2018). Scalability and robustness of business models for sustainability: A simulation experiment. *Journal of Cleaner Production*, 170, 654-664. <https://doi.org/10.1016/J.JCLEPRO.2017.09.023>

Trummer, I. (2021). Database Tuning using Natural Language Processing. *ACM SIGMOD Record*, 50, 27 - 28. <https://doi.org/10.1145/3503780.3503788>

Usama, M., Ahmad, B., Song, E., Hossain, M., Alrashoud, M., & Muhammad, G. (2020). Attention-based sentiment analysis using convolutional and recurrent neural network. *Future Gener. Comput. Syst.*, 113, 571-578. <https://doi.org/10.1016/j.future.2020.07.022>

Wang, S., Yao, R., Tsiftsis, T., Miridakis, N., & Qi, N. (2020). Signal Detection in Uplink Time-Varying OFDM Systems Using RNN With Bidirectional LSTM. *IEEE Wireless Communications Letters*, 9, 1947-1951. <https://doi.org/10.1109/LWC.2020.3009170>

Xu, Y., Li, L., Xu, H., Huang, S., Huang, F., & Cai, J. (2022). Image Captioning In the Modelos transformadores Age. *ArXiv*, abs/2204.07374. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2204.07374>

Yang, F., Wang, X., , H., & Li, J. (2021). Modelos transformadoress-sklearn: a toolkit for medical language understanding with modelos transformadores-based models. *BMC Medical Informatics and Decision Making*, 21. <https://doi.org/10.1186/s12911-021-01459-0>

Yang, H., Gonçalves, T., Quaresma, P., Vieira, R., Veladas, R., Pinto, C., Oliveira, J., Ferreira, M., Morais, J., Pereira, A., Fernandes, N., & Gonçalves, C. (2022). Clinical Trial Classification of SNS24 Calls with Neural Networks. *Future Internet*, 14, 130. <https://doi.org/10.3390/fi14050130>

Ye, Z., Gilman, A., Peng, Q., Levick, K., Cosman, P., & Milstein, L. (2019). Comparison of Neural Network Architectures for Spectrum Sensing. *2019 IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps)*, 1-6. <https://doi.org/10.1109/GCWkshps45667.2019.9024482>

Zhao, B., Li, X., Lu, X., & Wang, Z. (2018). A CNN-RNN architecture for multi-label weather recognition. *ArXiv*, abs/1904.10709. <https://doi.org/10.1016/J.NEUCOM.2018.09.048>

Zhu, S., Guendel, R., Yarovoy, A., & Fioranelli, F. (2022). Continuous Human Activity Recognition With Distributed Radar Sensor Networks and CNN–RNN Architectures. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60, 1-15. <https://doi.org/10.1109/tgrs.2022.3189746>