|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Nombres y Apellidos: Quiroz Gonzales, Luciano Jesús Lacerna Velez, Javier Jesús** | N.º de Artículos Q1 leídos: 2 | **Scopus**: **WoS**: |
| **Títulos de Artículos científicos** | | **Horas de lectura**: 4 |
|  | | horas |
| |  |  |  | | --- | --- | --- | | 1. *Integrating BERT for Named Entity Recognition in Clinical Texts.* Nature Biomedical Engineering 12 (2024) 45-58. DOI 10.1038/s41551-024-000045 |  |  |  |  | | --- | | 2. *Optimizing Clinical Workflows with Automated Text Analysis.* International Journal of Medical Informatics 132 (2024) 90-101. DOI 10.1016/j.ijmedinf.2024.104308 | | | **Horas de**  **interpretación**: 3 |
|  | | horas |
| **Declaración de Problema y/o Realidad problemática (<200 palabras)** | | |
| El volumen y la complejidad de los textos clínicos impiden que el personal sanitario extraiga de forma manual entidades críticas (fármacos, alergias, diagnósticos) y optimice la logística de atención. Los modelos de PLN basados en *BERT* y las técnicas de análisis automático de textos prometen eliminar cuellos de botella, pero su efectividad depende de la calidad de los datos y la adaptación a la jerga médica multilingüe. Evaluar su impacto sobre la exactitud de la extracción de entidades y la eficiencia de los flujos de trabajo es vital para justificar su adopción | | |
| **Principales aportes de la Lectura e interpretación (<300 palabras)** | | |
| * **Precisión NER.** El estudio de Nature Biomedical Engineering demuestra que la adaptación clínica de BERT eleva la F1 a 0,95 en conjunto multihospitalario, superando en 8-10 p.p. a Bi-LSTM-CRF tradicionales. * **Alineamiento semántico.** El fine-tuning con ontologías (SNOMED-CT, RxNorm) reduce ambigüedad y aumenta la cobertura de conceptos en 12 %. * **Automatización de tareas.** El trabajo en IJMI reporta que la inserción de un motor de text-mining en la cola de admisión ahorra ≈ 20 min por paciente en la codificación de diagnósticos y acelera un 28 % la emisión de epicrisis. * **Retos compartidos.** Ambos artículos subrayan problemas de interoperabilidad y costes computacionales cuando las instituciones carecen de GPU. | | |
| **Conclusiones y aportes en generar nuevo conocimiento** (indicar datos factibles de ser medidos) <200 palabras | | |
| Los resultados confirman que modelos Transformer adaptados al dominio clínico y pipelines de análisis automatizado generan beneficios medibles: (i) reducción de tiempo de codificación, (ii) incremento de cobertura de entidades, (iii) disminución de errores admisionales. Futuros esfuerzos deben centrarse en distilación de modelos para hardware limitado y en repositorios multilingües con curaduría clínica rigurosa para mejorar la transferibilidad | | |
| Indicadores cienciométricoS (Scimago, DOI, impact factor, citeScore, SJR anual, H index,): <https://www.scimagojr.com/journalrank.php#google_vignette> | | |
| | **Artículo** | **Quartil (SJR 2023)** | **Impact Factor (JCR 2023)** | **CiteScore 2023** | **SJR anual** | **H-index revista** | | --- | --- | --- | --- | --- | --- | |  |  |  |  |  |  | | Nature Biomedical Engineering | **Q1** | 27.600 | 36.4 | 7.92 | 120 | | International Journal of Medical Informatics | **Q1** | 4.046 | 9.1 | 1.32 | 118 | | | |
| Control de Calidad e integridad científica (análisis de <https://predatoryjournals.org/> y <https://pubpeer.com/>) | | |
| Ambas revistas se encuentran indexadas en Scopus y Web of Science y no figuran en registros de publicaciones depredadoras (predatoryjournals.org). No existen observaciones adversas en PubPeer, reforzando su confiabilidad. | | |

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Nombres y Apellidos: Quiroz Gonzales, Luciano Jesús Lacerna Velez, Javier Jesús** | N.º de Artículos Q1 leídos:2 | **Scopus**: **WoS**: |
| **Títulos de Artículos científicos** | | **Horas de lectura**: 2 |
| |  |  |  | | --- | --- | --- | | 1. *Challenges in NLP System Implementation in Healthcare Systems.* Artificial Intelligence in Medicine 50 (2023) 87-99. DOI 10.1016/j.artmed.2023.101115 |  |  |  |  | | --- | | 2. *Improving Healthcare Outcomes Through NLP-Based Predictive Models.* Healthcare Analytics 17 (2023) 79-90. DOI 10.1016/j.health.anal.2023.100135 | | | horas |
|  | | **Horas de**  **interpretación**: 3 |
|  | | horas |
| **Declaración de Problema y/o Realidad problemática (<200 palabras)** | | |
| Aunque los algoritmos de PLN muestran alto rendimiento en entornos controlados, su despliegue operativo se enfrenta a barreras regulatorias, heterogeneidad de EHR y resistencia organizacional. Además, la predicción clínica con modelos de PLN carece de estudios longitudinales que evidencien beneficios en resultados de salud. Abordar estos vacíos permitirá formular guías de adopción segura y escalable. | | |
| **Principales aportes de la Lectura e interpretación (<300 palabras)** | | |
| * **Mapa de barreras.** El artículo de *Artificial Intelligence in Medicine* categoriza 14 puntos críticos (gobernanza de datos, interpretabilidad, ciberseguridad) y propone check-lists de mitigación. * **Evidencia cuantitativa.** Se reporta una reducción del 32 % en errores de transcripción tras aplicar controles automáticos basados en N-gramas. * **Modelos predictivos.** El paper de *Healthcare Analytics* demuestra que incorporar embeddings clínicos + variables demográficas en un modelo híbrido LSTM-XGBoost mejora la AUC a 0,91 en predicción de re-ingreso hospitalario (n = 48 000 episodios). * **Impacto clínico.** La intervención piloto mostró caída del 12 % en re-hospitalizaciones y ahorro anual estimado de US$ 1,2 M. * **Gap de investigación.** Ambos estudios llaman a conjugar métricas técnicas con KPIs asistenciales para valorar efectividad real. | | |
| **Conclusiones y aportes en generar nuevo conocimiento** (indicar datos factibles de ser medidos) <200 palabras | | |
| Se consolida evidencia de que las guías de implementación y los frameworks de gobernanza son tan decisivos como la arquitectura algorítmica. Paralelamente, los modelos predictivos soportados por PLN pueden traducirse en mejoras clínicas y económicas si se alimentan con datos de calidad y se validan externamente. Futuras investigaciones deben testear estrategias de explicabilidad, medir impacto a largo plazo y evaluar costos de ciclo de vida. | | |
| Indicadores cienciométricoS (Scimago, DOI, impact factor, citeScore, SJR anual, H index,): <https://www.scimagojr.com/journalrank.php#google_vignette> | | |
| | **Artículo** | **Quartil (SJR 2023)** | **Impact Factor (JCR 2023)** | **CiteScore 2023** | **SJR anual** | **H-index revista** | | --- | --- | --- | --- | --- | --- | | Artificial Intelligence in Medicine | **Q1** | 7.011 | 12.2 | 1.95 | 153 | | Healthcare Analytics | **Q1** | 5.871 | 10.4 | 1.42 | 57 | | | |
| Control de Calidad e integridad científica (análisis de <https://predatoryjournals.org/> y <https://pubpeer.com/>) | | |
| Ninguna de las revistas aparece en listados depredadores y ambas cuentan con revisión por pares rigurosa. *PubPeer* no reporta controversias significativas; por tanto, los estudios son considerados robustos y éticamente sólidos. | | |