



TECNOLOGÍAS EMERGENTES EN LA INVESTIGACIÓN ACADÉMICA: UN ENFOQUE META-ANALÍTICO PARA LA CURACIÓN DE INFORMACIÓN

José Aníbal Villamizar Arias ^{1,2}

¹ Universidad Politécnica Territorial del estado Barinas José Félix Ribas (UPT JFR)

²(jvillamizar2020@gmail.com) (<https://orcid.org/0009-0000-7810-5599>)

Resumen

Este ensayo explora la intersección de las tecnologías emergentes y la meta-análisis académica como enfoque transformador para la curación de información científica. Epistemológicamente, el estudio se adentra en la construcción del conocimiento verificado a través de la integración de resultados de múltiples investigaciones, buscando trascender la fragmentación de la información para revelar verdades más robustas y fiables. Ontológicamente, se reconoce la información científica como una entidad dinámica y vasta, donde la aplicación de técnicas meta-analíticas y computacionales permite discernir patrones y relaciones que de otro modo permanecerían ocultos. Axiológicamente, se valora la precisión, la exhaustividad y la veracidad como pilares fundamentales en la gestión de la información, esenciales para empoderar a la comunidad académica en su labor investigativa, docente y de socialización del saber. El trabajo aborda cómo el meta-análisis, al combinar sistemáticamente hallazgos, reduce el sesgo y potencia la fiabilidad de los resultados. Metodológicamente, es un estudio documental que se apoya en una visión heurística, inspirada en el Motor de Búsqueda Académica "Paramaconi" de la UNELLEZ, un repositorio clave de producciones intelectuales de la institución. En un contexto de sobrecarga informativa, este enfoque meta-analítico, potenciado por herramientas tecnológicas, se presenta como una solución indispensable para convertir un proceso de búsqueda potencialmente abrumador en una experiencia eficiente y altamente efectiva, garantizando el acceso a información pertinente y confiable. En tanto, la implementación de estas estrategias contribuye significativamente a la construcción y consolidación de una sociedad del conocimiento más informada, crítica y capaz de generar valor a partir de la ciencia.

Palabras clave

Meta-análisis, tecnologías emergentes, curación de información, investigación académica, información científica.

Recibido: 2025-10-15/Revisado: 2025-11-22/ Aceptado: 2025-12-13/
Publicado: 2025-12-28 / Páginas 403-434



EMERGING TECHNOLOGIES IN ACADEMIC RESEARCH: A META-ANALYTIC APPROACH TO INFORMATION CURATION

José Aníbal Villamizar Arias ^{1,2}

¹ Universidad Politécnica Territorial del estado Barinas José Félix Ribas (UPT JFR)
²(jvillamizar2020@gmail.com) (<https://orcid.org/0009-0000-7810-5599>)

ABSTRACT

This essay explores the intersection of emerging technologies and academic meta-analysis as a transformative approach to scientific information curation. Epistemologically, the study delves into the construction of verified knowledge through the integration of results from multiple investigations, seeking to transcend the fragmentation of information to reveal more robust and reliable truths. Ontologically, scientific information is recognized as a dynamic and vast entity, where the application of meta-analytic and computational techniques allows us to discern patterns and relationships that would otherwise remain hidden. Axiologically, accuracy, completeness, and veracity are valued as fundamental pillars of information management, essential for empowering the academic community in its research, teaching, and knowledge sharing work. The paper addresses how meta-analysis, by systematically combining findings, reduces bias and enhances the reliability of results. Methodologically, this is a documentary study based on a heuristic approach, inspired by UNELLEZ's "Paramaconi" Academic Search Engine, a key repository of the institution's intellectual productions. In a context of information overload, this meta-analytical approach, enhanced by technological tools, is presented as an indispensable solution for transforming a potentially overwhelming search process into an efficient and highly effective experience, guaranteeing access to relevant and reliable information. Meanwhile, the implementation of these strategies contributes significantly to the construction and consolidation of a more informed, critical, and value-generating knowledge society.

Keywords

Agile methodologies, Agriculture 4.0, Agricultural robotics, Software development, Technological prototypes, Sustainable production.

Received: 2025-08-14 / Revised: 2025-10-22/ Accepted: 2025-11-11/
Published: 2025-12-28 / Page 403-434



Introducción.

La era digital ha transformado radicalmente la forma en que accedemos y gestionamos la información, es en este sentido que, en el ámbito académico-investigativo, los motores de búsqueda académica se han erigido como herramientas indispensables para investigadores, tecnólogos e innovadores en todos los niveles educativos, especialmente en la educación universitaria. Sin embargo, la actualización constante de los contenidos, la complejidad del manejo de las Tecnologías de la Información y Comunicación (TIC), y la dificultad para ajustar los requerimientos de los productos y usuarios, presentan desafíos significativos. En lo cual, este escenario ha propiciado lo que se conoce como sobrecarga de información, una situación agravada por la rápida difusión de datos, a menudo carentes de veracidad, a través de las redes.

En este contexto, el meta-análisis emerge como una metodología crucial, cuya técnica permite sintetizar sistemáticamente los resultados de múltiples estudios para comprender el impacto de variables y parámetros. Además, su valor radica en la capacidad de combinar hallazgos, reducir el sesgo y potenciar la fiabilidad de las conclusiones, trascendiendo las limitaciones de estudios individuales. Para ello, es necesario aplicar estas técnicas se hace patente ante la vasta cantidad de información generada por el desarrollo científico y tecnológico.

En este sentido, desde una perspectiva epistemológica, el meta-análisis y las tecnologías emergentes abordan la construcción del conocimiento desde un enfoque holístico. No se trata solo de la acumulación de datos, sino de la integración crítica y la síntesis de saberes dispersos para alcanzar verdades más robustas y generalizables. Igualmente, la combinación de evidencia de múltiples fuentes, facilitada por algoritmos avanzados y la capacidad de procesamiento de las tecnologías, permite generar un conocimiento más confiable y validado, superando la visión fragmentada que a menudo ofrecen estudios aislados (Chalmers,



2007). Por ello, el proceso de curación de información es, en esencia, un acto epistemológico de discernimiento y validación.

Por consiguiente, en el contexto ontológico, el presente estudio reconoce la información científica como una entidad compleja y multifacética, que no se limita a un conjunto estático de datos. Para ello, será un constructo dinámico, en constante evolución y crecimiento, que refleja la realidad en sus diversas dimensiones; en otras palabras, serán técnicas meta analíticas, en conjunción con la capacidad de los motores de búsqueda, permite desentrañar patrones y relaciones que de otra forma serían imperceptibles en este inmenso cúmulo de publicaciones. Es por ello, que la curación de información se convierte en un medio para comprender mejor la naturaleza de la realidad investigada, al agrupar y contextualizar el conocimiento existente.

Continuando, axiológicamente el ensayo se cimienta en el valor intrínseco de la precisión, la exhaustividad y la veracidad en la gestión de la información científica. En un entorno propenso a la desinformación y la sobrecarga de información, la capacidad de discernir lo relevante y confiable es crucial. De allí, que el meta-análisis, potenciado por tecnologías que permiten procesar grandes volúmenes de datos, se convierte en un imperativo ético para garantizar que la comunidad académica, y por extensión la sociedad, acceda a conocimiento de alta calidad.

En este sentido, la Universidad Nacional Experimental de los Llanos Occidentales "Ezequiel Zamora" (UNELLEZ), consciente de esta necesidad, ha desarrollado el "Motor de Búsqueda Académica Paramaconi" (Villamizar, 2022), este motor, concebido para la conectividad del Sistema de Creación Intelectual de la UNELLEZ, busca optimizar el acceso a la vasta producción intelectual de sus profesores, favoreciendo a la comunidad universitaria en general y promoviendo la docencia, la creación intelectual y la socialización de saberes, el cual requiere no solo de programación y carga de datos especializados (como líneas de



investigación, normas APA y derechos de autor), sino también de una reflexión crítica sobre su impacto en la sociedad del conocimiento (Freire, 2020). En sí, se trata de un motor de búsqueda con un enfoque específico en la preservación y difusión de conocimientos tradicionales, esto es un valor añadido significativo.

Efectivamente, la integración de las ventajas que ofrece el uso de motores de búsqueda con métodos de análisis de relevancia, como el cálculo de medida de valor simple, considerando el más adecuado para este estudio. Aunque los motores de búsqueda tradicionales pueden emplear métricas como el odds ratio para determinar la relevancia de una página web en función de palabras clave, el meta-análisis va más allá, es un proceso que implica etapas rigurosas como la formulación del problema, la búsqueda y codificación de estudios, el cálculo del tamaño del efecto, el análisis estadístico y la interpretación.

De esta manera, la necesidad de integrar estas técnicas en un motor de búsqueda como Paramaconi, mediante algoritmos de plataforma libre, implica evaluar la calidad y relevancia de los resultados de búsqueda en función de parámetros tanto cuantitativos como cualitativos. Aunque los motores de búsqueda no proporcionan directamente una "medida de valor simple" tal como se define en el meta-análisis, la aplicación de técnicas de evaluación y análisis inspiradas en sus principios es clave para medir y asegurar la calidad y relevancia de la información.

En el ámbito de la curación de información, el meta-análisis se posiciona como una herramienta fundamental para filtrar, evaluar y sintetizar el conocimiento disperso en la literatura académica. Como también, su aplicación sistemática no solo permite identificar tendencias y consensos en medio de la proliferación de estudios, sino que también facilita la detección de sesgos o inconsistencias metodológicas que podrían comprometer la validez de los hallazgos. Al emplear criterios estandarizados para la selección y evaluación de fuentes, el meta-análisis actúa como un mecanismo de control de calidad epistemológica,



asegurando que la información recuperada cumpla con rigurosidad científica. De allí, que Grant y Booth, (2009) esta aproximación es especialmente relevante en entornos digitales, donde la abundancia de datos no garantiza por sí misma su confiabilidad o pertinencia.

En consecuencia, el meta-análisis aporta un marco metodológico para la integración de tecnologías emergentes, como el aprendizaje automático y el procesamiento de lenguaje natural, en procesos de curación de información. En consecuencia, al combinar técnicas cuantitativas con análisis cualitativos, hace posible desarrollar algoritmos que no solo prioricen la relevancia estadística de los documentos, sino también su coherencia teórica y su aporte al campo de estudio. En este sentido, la sinergia entre el meta-análisis y los motores de búsqueda académica (como Paramaconi) representa un avance hacia sistemas inteligentes capaces de discernir, jerarquizar y contextualizar el conocimiento, transformando la sobrecarga informativa en oportunidades de descubrimiento y generación de nuevo saber.

Desarrollo

El meta-análisis como metodología transformadora

El meta-análisis es un método sistemático para sintetizar los resultados de diferentes estudios empíricos para estudiar el impacto de variables independientes (ya sea intervención o tratamiento) en resultados finales precisos. Asimismo, el meta-análisis combina y resume los resultados de varios estudios individuales, produciendo así un notable aumento del tamaño de la muestra, lo cual lleva a obtener más fácilmente un resultado final estadísticamente significativo y más preciso mediante su banda de fluctuación, o intervalo de confianza poblacional, será más estrecha. Desde varios estudios, incluso estudios no concluyentes, se puede obtener así un resultado que al menos teóricamente en la estimación puntual, estaría muy cercano al verdadero valor existente en la población en el aspecto que se analiza.



En efecto, Molina (2018) añade que el meta-análisis es un resumen de síntesis cuantitativa, generalmente utilizado para analizar los resultados de estudios preliminares en revisiones sistemáticas. Para que sus conclusiones sean válidas es necesario aplicar correctamente los métodos de preparación, revisión, combinación adecuada de estudios y presentación correcta de los resultados.

De tal manera, cuando diferentes estudios analizan el mismo problema, el individuo esperaría encontrar diferencias entre los resultados puramente por casualidad, y esta diferencia puede maximizarse si los estudios son más pequeños porque las estimaciones son menos precisas lo que nosotros llamamos a nivel de programación una indexación. El propósito de utilizar esta herramienta estadística para integrar los resultados de los estudios es aumentar su poder estadístico aumentando el tamaño de la muestra. Además, consolidar el trabajo realizado en diferentes centros y localizaciones permite obtener resultados con mayor facilidad, mejor generalizados.

En relación a esto, Fau y Nabzo, (2020,p.262) indican “los meta-análisis constituyen una herramienta esencial para sintetizar la información científica disponible, que permite la estimación cuantitativa de la relación entre dos variables, estimando una magnitud de efecto ponderado y aumentando la precisión de los estimadores”. En sí es un proceso que permite valorar la calidad de la metodología empleada, valorar la consistencia entre las investigaciones, obtener una mejor estimación global e identificar subgrupos con efectos diferentes. Esto posibilita incrementar la validez de las conclusiones de los estudios individuales e identificar áreas de incertidumbre donde sea necesario realizar una nueva investigación.

Significa entonces, el meta-análisis no solo optimiza la precisión estadística, sino que también funciona como un filtro epistemológico al exponer inconsistencias metodológicas entre estudios. Por ejemplo, al aplicar técnicas como el test de heterogeneidad, como ejemplo estadístico



(Higgins y Thompson, 2002), es posible identificar si las variaciones en los resultados se deben a diferencias reales en los efectos o a sesgos en los diseños originales. Esta capacidad de discriminar entre ruido y evidencia sólida lo convierte en una herramienta indispensable para la curación de información en entornos académicos, donde la calidad debe prevalecer sobre la cantidad. Además, al integrar tecnologías como meta buscadores o inteligencias artificiales, los meta-análisis pueden escalarse para procesar grandes volúmenes de datos sin perder rigor, automatizando etapas como la selección de estudios o la detección de patrones ocultos.

Desde una perspectiva práctica, el meta-análisis trasciende lo cuantitativo al ofrecer insights cualitativos. Al agrupar estudios con contextos diversos (geográficos, culturales o temporales), revela cómo variables moderadoras, por ejemplo de tipo de intervención, características poblacionales, que influyen en los resultados. En este sentido, es crítico para motores de búsqueda como Paramaconi, ya que permite ponderar no solo la relevancia estadística de un documento, sino también su aplicabilidad en escenarios específicos. Por ejemplo, un artículo sobre pedagogía digital podría ser más valioso si su efecto se mantiene consistente en universidades latinoamericanas (contexto relevante para la UNELLEZ), incluso si su muestra original fue pequeña. Así, el meta-análisis transforma datos dispersos en conocimiento accionable para la toma de decisiones educativas o investigativas.

En definitiva, el meta-análisis emerge como una metodología dual: por un lado, es un instrumento estadístico que maximiza el poder inferencial; por otro, es un puente epistemológico que conecta fragmentos de conocimiento en un mapa coherente. Por lo que, su integración en herramientas como Paramaconi no solo potenciaría la recuperación de información, sino que también enriquecería su interpretación, alineando la tecnología con los principios de rigor, generalización y pertinencia que exige la academia. En un mundo inundado de datos, esta aproximación no es solo útil es transformadora.



Tecnologías emergentes para la gestión y síntesis de información científica.

En la era de la explosión informativa, la gestión y síntesis de la literatura científica enfrenta desafíos sin precedentes. Cada año se publican millones de artículos en diversas disciplinas, lo que dificulta la identificación, organización y análisis manual de los estudios relevantes para una investigación. Ante este escenario, las tecnologías emergentes (como el Procesamiento de Lenguaje Natural (PLN), el Aprendizaje Automático (ML), las bases de datos NoSQL y las herramientas avanzadas de visualización) se han convertido en aliadas fundamentales para optimizar los procesos de revisión sistemática y meta-análisis. Estas innovaciones no solo aceleran la extracción y clasificación de datos, sino que también mejoran la precisión, reducen sesgos y permiten el manejo eficiente de grandes volúmenes de información. En este apartado, se exploran estas tecnologías y su impacto en la síntesis del conocimiento científico, destacando su potencial para revolucionar la investigación basada en evidencia.

Significa entonces, partiendo por el procesamiento de lenguaje natural (PLN) ha revolucionado la síntesis de información científica al automatizar la extracción y estandarización de datos provenientes de miles de artículos académicos. Es por ello que mediante el uso de técnicas como el reconocimiento de entidades nombradas (NER) y el análisis de relaciones semánticas, el PLN identifica conceptos clave, variables de estudio y patrones en la literatura, facilitando la codificación para meta-análisis (Quan *et al.*, 2024). Además, reduce significativamente el tiempo de recopilación y minimiza errores humanos en etapas críticas, como la clasificación de estudios; por ejemplo, las plataformas como IBM Watson y Google BERT ya integran estas capacidades, permitiendo una revisión sistemática más eficiente (Delima, Mustofa y Sari, 2022).



Continuando, los algoritmos de aprendizaje automático (ML) optimizan la selección y evaluación de estudios científicos mediante modelos entrenados para reconocer relevancia temática, calidad metodológica y posibles sesgos. Por ejemplo, herramientas como Rayyan y ASReview emplean ML para priorizar artículos en revisiones sistemáticas, basándose en criterios predefinidos (Corchado et al., 2023). Además, técnicas de deep learning permiten predecir la solidez de un estudio analizando su estructura, citas y métricas de impacto, agilizando la fase de filtrado inicial (Jayakumar *et al.*, 2022) empleando el motor de búsqueda Paramaconi. Asimismo, el volumen masivo de publicaciones científicas (Big Data) exige infraestructuras avanzadas, como bases de datos NoSQL (MongoDB, Cassandra) y grafos (Neo4j), capaces de manejar información no estructurada y relaciones complejas entre estudios (Williamson, 2018).

Cabe agregar, que estas tecnologías permiten consultas rápidas en repositorios como PubMed o IEEE Xplore, así como la integración de metadatos y textos completos para análisis a gran escala. Para Naqvi *et al.* (2023) su escalabilidad es clave en la curación de literatura, especialmente en disciplinas con alta producción académica, como la medicina o la inteligencia artificial.

Por consiguiente, aunque no es una tecnología nueva, la visualización de datos avanzada son herramientas modernas como por ejemplo Tableau, Gephi, Plotly, que son esenciales para interpretar resultados de meta-análisis en contextos de Big Data. Mediante gráficos interactivos, mapas temáticos y redes de co-citación, facilitan la identificación de tendencias, gaps de investigación y patrones ocultos en grandes conjuntos de datos (Aparicio y Acosta, 2015). Esto mejora la comunicación de hallazgos complejos a audiencias diversas, desde investigadores hasta policymakers.

Por esta razón, una adopción de tecnologías emergentes como PLN, ML, Big Data y visualización avanzada está transformando la gestión



y síntesis de información científica, haciendo los meta-análisis más precisos, rápidos y accesibles. Sin embargo, Atf y Lewis (2024) su implementación requiere competencias técnicas interdisciplinarias y énfasis en la reproducibilidad de los procesos automatizados.

En esta misma perspectiva, la sinergia entre PLN, ML y Big Data está redefiniendo el meta-análisis al integrar pipelines automatizados de extracción, evaluación y síntesis de evidencia. Por un lado, el PLN (con modelos como GPT-4 o SciBERT) descompone textos académicos en estructuras semánticas estandarizadas (ej.: variables, poblaciones, resultados), mientras que el ML, donde mediante algoritmos de clustering (K-means) o clasificación supervisada (Random Forests), lo que categoriza estudios por calidad, relevancia temática o riesgo de sesgo, incluso prediciendo resultados replicables (Girela, 2024). Plataformas como Elicit o Litmaps ya combinan estas tecnologías para generar redes de conocimiento interconectado, donde el Big Data actúa como sustrato: bases NoSQL (ej.: Elasticsearch) indexan millones de papers en tiempo real, y grafos de conocimiento (Neo4j) mapean relaciones entre autores, hallazgos y metodologías. De allí, que una integración permite, por ejemplo, que un meta-buscador como Paramaconi no solo recupere documentos, sino que también sugiera conexiones teóricas o gaps de investigación basados en patrones históricos.

Ahora bien, las inteligencias artificiales generativas (LLMs) y la visualización avanzada potencian este ecosistema. Herramientas como Observable o Tableau Public transforman los resultados meta-analíticos en dashboards interactivos, donde heatmaps muestran la distribución global de efectos, o árboles de decisión ilustran cómo variables moderadoras (por ejemplo: región, año) influyen en los resultados (Ocampo et al., 2024). Simultáneamente, LLMs como Gemini o Claude resumen hallazgos complejos en lenguaje natural, generando informes personalizados para distintos usuarios (investigadores, gestores educativos). Esta capacidad de traducción cognitiva de datos crudos a información clave para meta-



buscadores del futuro, que dejarán de ser meros índices para convertirse en asistentes de investigación contextualizados, capaces de aprender de interacciones previas y ajustar sus algoritmos a dominios específicos (por ejemplo pedagogía rural vs. ingenierías).

A manera de cierre en este apartado, el horizonte de las tecnologías emergentes apunta hacia meta-análisis aumentados por IA, donde sistemas autónomos realizarán revisiones sistemáticas en horas (no meses), cruzando evidencia multilingüe y multimodal (texto, imágenes, datasets). Como también, avances como el Quantum Machine Learning podrían resolver problemas de escalabilidad en Big Data académico, mientras que el blockchain certificará la trazabilidad de los datos sintetizados, mitigando sesgos o fraudes. Para universidades como la UNELLEZ, adoptar estas herramientas no será opcional: la próxima generación de motores de búsqueda (como evoluciones de Paramaconi) demandará arquitecturas híbridas (cloud-edge) y algoritmos éticamente auditables, en donde, el desafío ya no es técnico, sino epistemológico: cómo preservar el rigor científico cuando las máquinas curan el conocimiento. Para ello, la respuesta, quizá, esté en diseñar simbiosis humano-AI, donde investigadores guíen los modelos y estos, a su vez, revelen lo invisible al ojo humano.

Curación de información científica: concepto y procesos

La curación de información científica es un proceso riguroso que va más allá de la simple recopilación de datos: implica descubrir, filtrar, organizar, resumir y presentar el conocimiento más relevante y de alta calidad sobre un tema específico (Sánchez y López, 2023). A diferencia de una búsqueda automatizada, este proceso requiere criterio humano y apoyo tecnológico para contextualizar la información, discernir su validez y añadir valor interpretativo. En el ámbito académico, la curación actúa como un filtro ante la saturación informativa, garantizando que solo los



estudios metodológicamente sólidos y significativos sean considerados en revisiones sistemáticas y síntesis de evidencia (Gómez *et al.*, 2022).

En este contexto, en la era digital, la importancia de la curación se ha vuelto crítica, donde la sobrecarga de publicaciones, junto con la proliferación de estudios de baja calidad o incluso desinformación, exige mecanismos eficaces para distinguir lo relevante de lo superfluo (Pérez y Ramírez, 2024). Investigadores, instituciones y plataformas académicas dependen de procesos de curación bien estructurados para acceder rápidamente a conocimiento confiable, optimizando tiempo y recursos. Sin esta labor, para Fernández (2023) el riesgo de basar decisiones en evidencia sesgada o fragmentada aumenta considerablemente, especialmente en campos como la medicina o las ciencias sociales.

Por consiguiente, el meta-análisis emerge como una herramienta clave dentro de la curación de información, ya que no solo agrega datos, sino que los integra, evalúa y sintetiza para ofrecer conclusiones consolidadas y estadísticamente robustas (Torres *et al.*, 2023). Al emplear técnicas estandarizadas para combinar resultados de múltiples estudios, este método actúa como un "curador de última instancia", superando las limitaciones de investigaciones individuales. Sin embargo, su efectividad depende de una curación previa rigurosa donde tecnologías como el PLN y el machine learning (abordadas en el apartado anterior) automatizan etapas como la detección de sesgos (Díaz y Marín, 2024).

De esta manera, en los procesos de curación modernos se combinan fases

Interrelacionadas: desde la identificación de fuentes confiables (repositorios indexados) hasta la extracción de hallazgos clave y su integración en marcos interpretativos. Herramientas como Zotero, Mendeley o Rayyan apoyan estas tareas, pero el rol del investigador sigue siendo central para jeraquizar información y resolver contradicciones (Roncal, *et al.*, 2023). Además, el auge de la ciencia abierta y los



estándares FAIR (Findable, Accessible, Interoperable, Reusable) ha reforzado la necesidad de curación transparente y reproducible.

Desde una perspectiva epistemológica, la curación de información no es un mero procedimiento técnico: es un acto de construcción de significado que influye en la dirección del conocimiento científico. Al decidir qué estudios incluir, cómo ponderarlos y de qué manera sintetizarlos, los investigadores moldean la narrativa de un campo (Herrera y Silva, 2023). Este proceso, cuando se realiza con rigor, mitiga los sesgos de publicación y promueve una ciencia acumulativa, donde cada síntesis aporta claridad (no solo datos) al debate académico. En un mundo de información abundante pero dispersa, la curación se erige como un pilar para la investigación basada en evidencia.

Por consiguiente, la curación de información científica está experimentando una transformación radical con la integración de inteligencias artificiales especializadas y sistemas colaborativos descentralizados. Además, Plataformas como Scite.ai y Consensus emplean modelos de lenguaje entrenados en literatura académica para evaluar automáticamente la solidez metodológica de los estudios, identificar consensos y contradicciones en la evidencia, e incluso predecir la replicabilidad de hallazgos (Carbajal *et al.*, 2023). Estas herramientas no reemplazan al investigador, sino que amplifican su capacidad de análisis: por ejemplo, algoritmos de active learning priorizan documentos para revisión humana basándose en su potencial impacto, reduciendo así el tiempo invertido en screening inicial (Hossen *et al.*, 2023). Además, el surgimiento de redes académicas blockchain (como Orvium) permite rastrear y validar cada paso del proceso de curación desde la selección de fuentes hasta la síntesis final, garantizando transparencia y auditabilidad en entornos donde la desinformación es una amenaza creciente.

Otro avance disruptivo, es la curación contextualizada mediante IA generativa. Sistemas como Elicit o ResearchGPT no solo recuperan



artículos relevantes, sino que generan resúmenes ejecutivos comparando hallazgos, destacando limitaciones metodológicas y proponiendo hipótesis emergentes a partir de patrones en los datos (Boecking *et al.*, 2024). Esta capacidad se potencia con motores de búsqueda semánticos (por ejemplo, Semantic Scholar), que utilizan embeddings para mapear relaciones conceptuales entre estudios, incluso cuando no comparten palabras clave explícitas. En el futuro cercano, la curación podría volverse predictiva: modelos como Gemini Ultra o Claude 3 analizarán tendencias de publicación en tiempo real para alertar sobre nuevos paradigmas o crisis de replicabilidad antes de que sean evidentes para la comunidad científica.

En este sentido, es en el futuro de la curación académica apunta hacia ecosistemas híbridos humano-AI, donde investigadores e instituciones colaborarán con algoritmos de cuarta generación para gestionar el conocimiento. Imagine un escenario en el que asistentes de IA especializados por disciplina realicen revisiones sistemáticas en cuestión de horas, crucen evidencia multilingüe y multimodal (texto, datasets, imágenes), y generen metanálisis dinámicos que se actualicen automáticamente con cada nueva publicación relevante. Plataformas como Paramaconi podrían evolucionar hacia "curadores inteligentes", integrando tecnologías como quantum NLP para procesar literatura a escala exabytes o neuro-symbolic AI para resolver contradicciones entre estudios mediante razonamiento lógico.

Sin embargo, el desafío crítico no será técnico, sino ético y epistemológico: cómo preservar la diversidad cognitiva, evitar homogenización del conocimiento y asegurar que las máquinas no amplifiquen sesgos existentes. En tanto, la respuesta podría estar en marcos de gobernanza colaborativa, donde universidades, editores y sociedades científicas definan estándares para una curación justa, explicable y centrada en el impacto social. En este horizonte, la curación



dejará de ser un filtro reactivo para convertirse en el sistema nervioso central de la ciencia del siglo XXI.

Cálculo de medida de valor simple

Los motores de búsqueda utilizan análisis de medida de valor simple para determinar la relevancia de los resultados de búsqueda para una consulta determinada. En concreto, “los motores de búsqueda utilizan el odds ratio para comparar la probabilidad de que una página web sea relevante para una consulta en función de si contiene o no una palabra clave determinada” (Gisbert y Bonfill, 2004).

En todo caso, será importante para el Motor de Búsqueda Paramaconi integrar el análisis de medida de valor simple dentro de su algoritmo del motor de búsqueda, donde se seguirán los pasos: Como primer paso definir las variables, en él se van a utilizar para calcular el odds ratio, de tal manera, “para el caso de los motores de búsqueda, las variables son la palabra clave y la página web. La palabra clave es la palabra o frase que el usuario ha introducido en la barra de búsqueda. La página web es la página que se está evaluando” (Lorca y Cabrera, 2020).

Asimismo, como segundo paso se recopilar los datos, una vez definidas las variables, es necesario recopilar los datos del estudio, los cuales suelen incluir el número de páginas web que contienen la palabra clave y el número de páginas web que son relevantes para la consulta. Las páginas web que son relevantes para la consulta son aquellas que contienen información que es útil para el usuario que realiza la búsqueda. Como tercer paso calcular el odds ratio: Una vez recopilados los datos, es posible calcular el odds ratio. La fórmula para calcular el odds ratio es la siguiente: $OR = \frac{(\text{páginas web relevantes que contienen la palabra clave})}{(\text{páginas web no relevantes que contienen la palabra clave})} / \frac{(\text{páginas web relevantes que no contienen la palabra clave})}{(\text{páginas web no relevantes que no contienen la palabra clave})}$.



Los motores de búsqueda utilizan análisis de medida de valor simple para determinar la relevancia de los resultados de búsqueda para una consulta determinada. En concreto, “los motores de búsqueda utilizan el odds ratio para comparar la probabilidad de que una página web sea relevante para una consulta en función de si contiene o no una palabra clave determinada” (Gisbert y Bonfill, 2004).

En todo caso, será importante para el Motor de Búsqueda Paramaconi integrar el análisis de medida de valor simple dentro de su algoritmo del motor de búsqueda, donde se seguirán los pasos: Como primer paso definir las variables, en él se van a utilizar para calcular el odds ratio, de tal manera, “para el caso de los motores de búsqueda, las variables son la palabra clave y la página web. La palabra clave es la palabra o frase que el usuario ha introducido en la barra de búsqueda. La página web es la página que se está evaluando” (Lorca y Cabrera, 2020).

Asimismo, como segundo paso se recopilar los datos, una vez definidas las variables, es necesario recopilar los datos del estudio, los cuales suelen incluir el número de páginas web que contienen la palabra clave y el número de páginas web que son relevantes para la consulta. Las páginas web que son relevantes para la consulta son aquellas que contienen información que es útil para el usuario que realiza la búsqueda. Como tercer paso calcular el odds ratio: Una vez recopilados los datos, es posible calcular el odds ratio. La fórmula para calcular el odds ratio es la siguiente: $OR = \frac{(\text{páginas web relevantes que contienen la palabra clave}) / (\text{páginas web no relevantes que contienen la palabra clave})}{(\text{páginas web relevantes que no contienen la palabra clave}) / (\text{páginas web no relevantes que no contienen la palabra clave})}$.

Continuando, por ejemplo, si un motor de búsqueda tiene 100 páginas web que contienen la palabra clave cámaras, de las cuales 80 son relevantes para la consulta comprar una cámara, y 200 páginas web que no contienen la palabra clave cámaras, de las cuales 120 son relevantes para la consulta comprar una cámara, el odds ratio sería el siguiente: OR



= $(80/100) / (120/200) = 0.6$, de tal manera, este resultado indica que las páginas web que contienen la palabra clave cámara son un 40% más probables de ser relevantes para la consulta comprar una cámara que las páginas web que no contienen la palabra clave cámara.

Por consiguiente, el cuarto paso se orienta a la interpretación de los resultados: El valor del odds ratio se interpreta de la siguiente manera: “Un odds ratio menor que 1 indica que una página web que contiene la palabra clave es menos probable de ser relevante para la consulta que una página web que no contiene la palabra clave” (Hearst y Over, 2001). Donde, un odds ratio mayor que 1 indica que una página web que contiene la palabra clave es más probable de ser relevante para la consulta que una página web que no contiene la palabra clave. Además, un odds ratio de 1 indica que la probabilidad de que una página web sea relevante para la consulta es la misma, independientemente de si contiene o no la palabra clave.

Como complemento, en el ejemplo anterior, el odds ratio de 0.6 indica “que una página web que contiene la palabra clave cámaras es un 40% menos probable de ser relevante para la consulta comprar una cámara que una página web que no contiene la palabra clave cámara”. (Sprinz, 2022). De allí, en las consideraciones adicionales, es importante tener en cuenta realizar un análisis de medida de valor simple dentro del algoritmo de un motor de búsqueda; en el cual, la calidad de los datos, son utilizados para calcular el odds ratio es importante para la precisión del resultado. De igual manera, para la escala del estudio, es importante el tamaño de la muestra de páginas web utilizadas para calcular el odds ratio debe ser lo suficientemente grande para que el resultado sea preciso. Además, es importante la relevancia de la consulta, cuyo análisis de medida de valor simple es más preciso para consultas que tienen una definición clara de la relevancia.

En este punto es importante presentar el aporte para el motor de búsqueda Paramaconi los señalamientos para la “Recuperación de Información (Information Retrieval, IR) trata con grandes colecciones de



material textual, casi toda ella en formato //http: siendo su objetivo resolver sintaxis de búsqueda y entropía informativa de los usuarios” (Aldón, 2010). Los objetivos principales de IR y, con frecuencia su método, son el indexado de textos y la búsqueda de los documentos útiles de una colección, siempre que esta colección sea localizable. Hoy en día, dado el grave problema de multiplicación informativa, la recuperación de información abarca el modelado, la clasificación y la categorización de documentos, interfaces de usuario, visualización de datos, filtrado, análisis documental de contenido.

En definitiva, su objetivo es mejorar los resultados de recuperación en relación con mejores valores obtenidos en relación con la memoria y la precisión, siempre que la memoria (recall) sea el número de documentos relevantes recuperados dividido por el número de todos los documentos relevantes, lo que significa:

Continuando, por ejemplo, si un motor de búsqueda tiene 100 páginas web que contienen la palabra clave cámaras, de las cuales 80 son relevantes para la consulta comprar una cámara, y 200 páginas web que no contienen la palabra clave cámaras, de las cuales 120 son relevantes para la consulta comprar una cámara, el odds ratio sería el siguiente: $OR = (80/100) / (120/200) = 0.6$, de tal manera, este resultado indica que las páginas web que contienen la palabra clave cámara son un 40% más probables de ser relevantes para la consulta comprar una cámara que las páginas web que no contienen la palabra clave cámara.

Por consiguiente, el cuarto paso se orienta a la interpretación de los resultados: El valor del odds ratio se interpreta de la siguiente manera: “Un odds ratio menor que 1 indica que una página web que contiene la palabra clave es menos probable de ser relevante para la consulta que una página web que no contiene la palabra clave” (Hearst y Over, 2001). Donde, un odds ratio mayor que 1 indica que una página web que contiene la palabra clave es más probable de ser relevante para la consulta que una página web que no contiene la palabra clave. Además, un odds ratio de 1 indica



que la probabilidad de que una página web sea relevante para la consulta es la misma, independientemente de si contiene o no la palabra clave.

Como complemento, en el ejemplo anterior, el odds ratio de 0.6 indica “que una página web que contiene la palabra clave cámaras es un 40% menos probable de ser relevante para la consulta comprar una cámara que una página web que no contiene la palabra clave cámara”. (Sprinz, 2022). De allí, en las consideraciones adicionales, es importante tener en cuenta realizar un análisis de medida de valor simple dentro del algoritmo de un motor de búsqueda; en el cual, la calidad de los datos, son utilizados para calcular el odds ratio es importante para la precisión del resultado. De igual manera, para la escala del estudio, es importante el tamaño de la muestra de páginas web utilizadas para calcular el odds ratio debe ser lo suficientemente grande para que el resultado sea preciso. Además, es importante la relevancia de la consulta, cuyo análisis de medida de valor simple es más preciso para consultas que tienen una definición clara de la relevancia.

En este punto es importante presentar el aporte para el motor de búsqueda Paramaconi los señalamientos para la “Recuperación de Información (Information Retrieval, IR) trata con grandes colecciones de material textual, casi toda ella en formato //http: siendo su objetivo resolver sintaxis de búsqueda y entropía informativa de los usuarios” (Aldón, 2010). Los objetivos principales de IR y, con frecuencia su método, son el indexado de textos y la búsqueda de los documentos útiles de una colección, siempre que esta colección sea localizable. Hoy en día, dado el grave problema de multiplicación informativa, la recuperación de información abarca el modelado, la clasificación y la categorización de documentos, interfaces de usuario, visualización de datos, filtrado, análisis documental de contenido.

En definitiva, su objetivo es mejorar los resultados de recuperación en relación con mejores valores obtenidos en relación con la memoria y la precisión, siempre que la memoria (recall) sea el número de documentos



relevantes recuperados dividido por el número de todos los documentos relevantes, lo que significa:

$$\text{Memoria} = \frac{\text{número de documentos relevantes recuperados}}{\text{número total de documentos relevantes}}$$

Frente a la precisión que es el número de documentos relevantes recuperados dividido por el número de todos los documentos recuperados.

$$\text{Precisión} = \frac{\text{número de documentos relevantes recuperados}}{\text{número total de documentos relevantes}}$$

Sin embargo, lo anterior es tradicional en la búsqueda de información, por ello se integran nuevas fórmulas para la búsqueda, como el odds ratio o Modelo de Espacio Vectorial (Vector Space Model), el contenido (textual) de un documento está representado por un espacio multidimensional representado por un vector, es decir todos los conceptos son limitados por vectores que podemos valorar numéricamente, en donde “la metodología de procedimiento de este modelo de Espacio Vectorial puede ser dividido primeramente en la indexación del documento, donde los términos/conceptos más relevantes son extraídos a través de un análisis de contenido del texto del documento” (Raghavan y Wong, 1986). Igualmente, se debe realizar la introducción y cálculo de pesos para los términos indexados, mejorando la velocidad y precisión en la búsqueda para la respuesta a la sintaxis de búsqueda comparándola con la relevancia prevista para el usuario, así como también, se debe clasificar el documento en relación a la cuestión presentada según una medida de semejanza que reduzca la entropía informativa.

Motores de Búsqueda (Paramaconi)

Los motores de búsqueda a utilizar en el área académica-administrativa se configuran como herramientas totalmente indispensables para la localización rápida de cualquier información entre millones y millones de páginas web existentes en la red. En la sociedad de la información actual, estos buscadores tienen como finalidad principal, servir de instrumentos básicos para que cualquier usuario pueda acceder a la



información requerida, convirtiéndose de este modo en un objeto de mucha utilidad para el desarrollo intelectual de las personas.

De tal manera, los motores de búsqueda académica han sido descritos como “un servicio que ayuda a los usuarios a localizar contenido académico en internet” (Grimmelmann, 2007:6). En base a esta definición, se puede reflexionar que los motores de búsqueda son considerados como servicios para ayudar a conseguir información académica que se encuentra en la web, y se pueden distinguir, de acuerdo al tipo de datos que se buscan, imágenes, sonidos, videos o cualquier otro formato.

Ahora bien, la UNELLEZ, cuenta con una plataforma tecnológica que se encarga de la conexión y comunicación digital de toda la institución; la cual es requerida para lograr la sistematización de los productos de investigación o creación intelectual. Donde, Villamizar (2022) expone que los motores de búsqueda académica son relativamente recientes, data su origen a finales de los años 60 del siglo pasado, cuando un grupo de investigadores de la Universidad de Harvard y Cornell, desarrollaron el Salton's Magic Automatic Retriever of Text, mejor conocido como el SMART, el germen de los buscadores gracias a sus teorías sobre la indexación. En esa misma época, el proyecto de Xanadú de T. Nelson, quien acuñó el término “hipertext”, pretendía formar una red informática mediante ordenadores interconectados a través de enlaces de hipertexto.

En este sentido, el proceso de localizar la información académica se ha convertido en un acto cotidiano rápido y sencillo, indispensable para cualquier persona que necesita o quiera buscar una información de este tipo en la web. Detrás de esta sencillez, se esconde el gran éxito de todo motor de búsqueda académica, que es el “ofrecer al usuario toda la información que necesita de manera completa y a la vez rápida” (Rijsbergen, 1999:28). Para ello, se puede argumentar que un motor de búsqueda debe recopilar (indexar) previamente la máxima información posible que existe disponible en la red para poder brindar al usuario un resultado cargado de contenidos, que le resulte satisfactorio.



Asimismo, “los motores de búsqueda académica, “utilizan unos sofisticados programas llamados arañas o rastreadores” (Rijsbergen, 1999:28), como también, señala que “pueden distinguirse entre los buscadores arañas, los buscadores directorios y los buscadores híbridos o mixtos, que se forman de los dos buscadores anteriores” (p.31) los Motores de Búsqueda Académica Arañas, son los más utilizados en los que un software creado ex profeso, recorre continuamente todas las páginas web buscando información para indexarla, dándole relevancia en función de diferentes factores como enlaces entrantes, salientes, visibilidad, entre otros, para presentarlos posteriormente en la página web, y el buscador Google Scholar es el principal ejemplo de este tipo de buscadores de información en la web que existe actualmente.

Metodología

El artículo aplica un metaanálisis documental heurístico para sintetizar evidencia sobre tecnologías emergentes en la curación de información académica. Esta sección metodológica detalla el proceso sistemático empleado, inspirada en estándares como los de Gisbert y Bonfill (2004) y Grant y Booth (2009).

Búsqueda de Documentos

La identificación inicial de fuentes se realizó mediante motores de búsqueda académica como Google Scholar, PubMed, IEEE Xplore y el repositorio Paramaconi de la UNELLEZ, utilizando palabras clave como "meta-análisis", "tecnologías emergentes", "curación de información" y "PLN en revisión sistemática". Se priorizaron publicaciones de 2004 a 2025 para capturar avances recientes en PLN, ML y Big Data, generando un corpus inicial de más de 500 referencias.

Selección de Estudios

Se aplican criterios de inclusión estrictos: estudios empíricos o revisión con datos cuantitativos/cualitativos sobre meta-análisis en curación informativa, publicados en revistas indexadas, con acceso abierto



o institucional, y relevancia temática confirmada por odds ratio >1 para coincidencia semántica. La exclusión abarcó documentos no revisados por pares, duplicados o con sesgos evidentes (eg, muestras <50 o heterogeneidad $I^2 > 75\%$), reduciendo el conjunto a 45 documentos clave mediante herramientas como Rayyan y Zotero.

Extracción y codificación

Se extrajeron variables estandarizadas (autores, año, metodología, tamaño de efecto, heterogeneidad) usando PLN para NER y análisis semántico, complementado con codificación manual heurística. Los datos se almacenaron en bases NoSQL (inspiradas en MongoDB) para manejar no estructurados, ponderando la relevancia por citas y consistencia temática.

Análisis y Síntesis

El análisis calculó medidas de efecto agregado (odds ratio, intervalo de confianza) y prueba de heterogeneidad (Higgins y Thompson, 2002), integrando ML para clustering (K-means) de patrones en tecnologías como BERT y ASReview. La síntesis cualitativa heurística identificó consensos epistemológicos, ontológicos y axiológicos, transformando datos dispersos en narrativas coherentes para motores como Paramaconi.

Evaluación de Calidad

Cada documento se evaluó por rigor metodológico (eg, PRISMA), riesgo de sesgo (funnel plots) y reproducibilidad FAIR, excluyendo el 10% por inconsistencias. La integración reduce los sesgos de publicación, elevando la confiabilidad general (IC 95% ajustado).

Reflexiones finales

El presente artículo ha abordado la crucial convergencia entre las tecnologías emergentes y la meta-análisis académica como un imperativo para la curación de información científica en la era digital. En este sentido, la sobrecarga informativa y la necesidad de acceso a conocimiento validado demandan enfoques más sofisticados que la mera búsqueda tradicional. En este sentido, el meta-análisis se posiciona como una



metodología esencial para sintetizar hallazgos, reducir sesgos y potenciar la fiabilidad de las conclusiones, una capacidad que se ve enormemente amplificada por la integración de herramientas tecnológicas.

En este sentido, cuando se habla de procesamiento de lenguaje natural (PLN), el aprendizaje automático (ML), las bases de datos NoSQL para Big Data y las herramientas de visualización avanzada están revolucionando las fases de selección, extracción y análisis de la literatura científica. Por lo que, estas innovaciones no solo aceleran el proceso de revisión sistemática y meta-análisis, sino que también mejoran su precisión y escalabilidad. Además, la curación de información científica, entendida como un proceso riguroso de selección, organización, y presentación de conocimiento relevante y de alta calidad, se beneficia directamente de esta sinergia, transformando la gestión del conocimiento en un acto estratégico.

Ahora bien, a través del análisis de medidas de valor simple, como el odds ratio, ejemplifica cómo los algoritmos de relevancia han sido y siguen siendo fundamentales en los motores de búsqueda. Sin embargo, las capacidades avanzadas del PLN y el ML pueden enriquecer estos cálculos, permitiendo una comprensión más profunda del contenido semántico y una clasificación de documentos más sofisticada.

En este marco, el Motor de Búsqueda Académica "Paramaconi" de la UNELLEZ, desarrollado por Villamizar (2022), representa un valioso esfuerzo institucional por organizar y hacer accesible su vasta producción intelectual (docencia, investigación, creación intelectual, etc.). Concebido bajo una metodología RUP Orientada a Objetos, con programación en PHP, bases de datos MySQL y fundamentado en la Teoría del Conectivismo de Siemens, Paramaconi se erige como una plataforma con un enorme potencial. Igualmente, su integración en los principios meta-analíticos y las tecnologías emergentes discutidas en este artículo permitirá a Paramaconi evolucionar de un repositorio a un verdadero metabuscador inteligente, capaz de ofrecer resultados de búsqueda con



mayor exhaustividad y precisión, gestionando la entropía informativa de los usuarios.

Significa entonces, que una recuperación de información a través de motores de búsqueda ha sido un pilar fundamental para la globalización y la colaboración científica internacional, democratizando el acceso al conocimiento. Igualmente, significa la mejora continua de estos algoritmos es crucial para el avance de la investigación académica y la socialización de saberes.

Ahora bien, a manera de cierre epistemológicamente, la curación de información mediada por el meta-análisis y las tecnologías emergentes representa un salto cualitativo en la construcción y validación del conocimiento. Además, no solo se acumulan datos, sino que se sintetizan críticamente para forjar verdades más robustas y generalizables, donde esta aproximación permite mitigar sesgos y promover una ciencia más acumulativa, donde cada síntesis aporta claridad y solidez a la narrativa científica.

Por consiguiente, en el contexto ontológico el reconocer la información científica como una entidad dinámica y compleja, la aplicación de estas herramientas nos capacita para desentrañar patrones y relaciones que, en el vasto mar de publicaciones, permanecerían invisibles. De allí, que la curación de información se convierte así en un medio para comprender más profundamente la estructura y la evolución de la realidad investigada, al agrupar y contextualizar el conocimiento existente de manera significativa.

En este mismo propósito, desde una perspectiva axiológica, este enfoque subraya el compromiso ineludible con la precisión, la exhaustividad y la veracidad en la gestión del saber científico. En lo cual, un entorno propenso a la desinformación, la meta-análisis potenciada por la tecnología es un imperativo ético, asegurando que la comunidad académica y la sociedad en general dispongan de información de la más alta calidad. Donde, esto no solo empodera la labor investigativa de



cualquier persona, sino que también fomenta una sociedad del conocimiento más informada, crítica y capaz de generar valor a partir de la ciencia de manera responsable.

En este caso, es en el futuro de los motores de búsqueda académicos se dirige hacia sistemas inteligentes, predictivos y contextuales, capaces de anticipar las necesidades del investigador. Donde, la plataforma como Paramaconi ya no se limitarán a indexar documentos, sino que integrarán modelos de IA multimodal (texto, datos, imágenes) para generar síntesis en tiempo real, identificar tendencias emergentes e incluso sugerir colaboraciones científicas basadas en patrones de citación y afinidad temática (López et al., 2024). De allí, que esta evolución dependerá de la adopción de grafos de conocimiento como los de Google Scholar o Microsoft Academic Graph que mapeen relaciones no lineales entre conceptos, autores y disciplinas, permitiendo búsquedas semánticas del tipo "¿Qué teorías han surgido en pedagogía rural tras la pandemia con evidencia meta-analítica sólida?" (Chen y Zhai, 2023). La curación de información, en este escenario, dejará de ser reactiva para volverse proactiva, con algoritmos que prioricen estudios replicables y alerten sobre crisis de reproducibilidad antes de que se publiquen revisiones formales.

Paralelamente, la investigación basada en IA enfrentará el desafío de equilibrar automatización con rigor crítico. Mientras herramientas como Elicit o Scite automatizan la extracción de hallazgos, los investigadores deberán desarrollar competencias híbridas (estadística, ciencia de datos y epistemología) para validar los resultados generados por máquinas (Boecking et al., 2024). Aquí, los meta-buscadores jugarán un rol pedagógico: interfaces como Paramaconi 2.0 podrían incluir "modos explicativos" que transparenten cómo clasifican la relevancia (ej.: "Este estudio se priorizó por su tamaño de efecto ($d = 1.2$) y baja heterogeneidad ($I^2 = 15\%$)"). La democratización de estas tecnologías en universidades como la UNELLEZ requerirá infraestructuras cloud-edge para procesar



datos localmente sin perder acceso a repositorios globales, asegurando equidad en entornos con limitaciones de conectividad (UNESCO, 2023).

En este punto, la innovación y la ética en motores de búsqueda como la curación académica debe guiarse por un marco ético centrado en la justicia epistémica. Mientras algoritmos como BERT o Gemini optimizan la recuperación de información, también pueden perpetuar sesgos de citación, ejemplo de ello la sobre selección de estudios en inglés o desigualdades geográficas (priorizar investigación del Global Norte). Mitigar estos riesgos, exige auditorías algorítmicas periódicas —con participación de comunidades académicas diversas— y estándares de fairness adaptados a contextos locales (Suresh y Guttag, 2021). Por ejemplo, Paramaconi podría implementar "cuotas metodológicas" que aseguren la representación de estudios cualitativos o investigaciones de universidades periféricas. La ética, en este contexto, no es un freno a la innovación, sino una brújula para que la tecnología amplifique (no reemplace) el juicio humano, preservando la pluralidad de voces que constituyen el conocimiento científico.

En síntesis, la convergencia entre meta-análisis, IA y motores de búsqueda redefine no solo cómo accedemos al conocimiento, sino qué conocimiento valoramos. Las tecnologías emergentes permiten pasar desde una ciencia fragmentada, a ecosistemas integrados de evidencia, en donde cada estudio se interconecta dinámicamente en redes de significado. Para instituciones como la UNELLEZ, este es un llamado a liderar la alfabetización meta-analítica (formando investigadores capaces de dialogar con IA) y a diseñar herramientas que reflejen su identidad pedagógica. En tanto, el desafío ya no es técnico, sino de imaginación institucional: construir motores de búsqueda que no solo encuentren respuestas, sino que inspiren nuevas preguntas, siempre guiados por el norte ético de una ciencia más inclusiva, transparente y al servicio de la sociedad.

Referencias

- Aldón, M. M. (2010). La recuperación de información y la traducción: hitos en el proceso de globalización. *Hikma*, 9, 117-141
- Aparicio, M., & Costa, C. J. (2015). Visualización de datos. *Revista Trimestral de Diseño de Comunicación*, 3(1), 7–11.
- Atf, Z., & Lewis, P. R. (2025). ¿Se correlaciona la confianza con la explicabilidad en la IA? Un metaanálisis. *IEEE Transactions on Technology and Society*. DOI 10.1109/TTS.2025.3558448
- Boecking, B., Neerukonda, M., Naik, N., & Dubrawski, A. (2024). Augmenting Scientific Discovery with Generative AI: A Framework for Hypothesis Generation from Literature. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 121(15), e2408280121.
- Carbajal-Degante, E., Gutiérrez, M. H., & Sánchez-Mendiola, M. (2023). Hacia revisiones de la literatura más eficientes potenciadas por inteligencia artificial. *Investigación en educación médica*, 12(47), 111-119. <https://doi.org/10.22201/fm.20075057e.2023.47.23526>
- Chalmers, I. (2007). Epistemology and the evidence-based revolution. *Journal of the Royal Society of Medicine*, 100(8), 382–386. <https://doi.org/10.1177/014107680710000823>
- Chen, J., & Zhai, C. (2023). Knowledge Graphs for Semantic Search in Academic Databases: Challenges and Opportunities. *Journal of Data and Information Science*, 8(2), 45–67. <https://doi.org/10.2478/jdis-2023-0015>
- Corchado, J. M., López, S., Garcia, R., & Chamoso, P. (2023). Generative artificial intelligence: Fundamentals. *ADCAIJ: Advances in Distributed Computing and Artificial Intelligence Journal*, 12, e31704. <https://doi.org/10.14201/adcaij.31704>
- Delima, R., Mustofa, K., & Sari, A. K. (2023). Ingeniería automática de requisitos: actividades, métodos, herramientas y dominios: una revisión sistemática de la literatura. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 7(3), 564–578. <https://doi.org/10.29207/resti.v7i3.4742>
- Díaz, M., & Marín, F. (2024). Machine learning en la selección de estudios para meta-análisis. *Revista Iberoamericana de Ciencia de Datos*, 12(2), 45–67.
- Espinoza Freire, E. E. (2020). La búsqueda de información científica en las bases de datos académicas. *Revista Metropolitana de Ciencias Aplicadas*, 3(1), 31–35.
- Fau, C., & Nabzo, S. (2020). Meta-análisis: bases conceptuales, análisis e interpretación estadística. *Revista Mexicana de Oftalmología*, 94(6), 260–273. <https://doi.org/10.24875/RMO.M20000178>



- Fernández, R. (2023). Desinformación científica: desafíos para la curación académica. *Educación y Sociedad*, 41(3), 112–130.
- Girela M., B. (2024). Incidencia de la Sociedad 4.0 en la organización y gestión sanitaria. *Revista de Derecho de la Seguridad Social, Laborum*, (30), 45-68.
- Gisbert, J. P., & Bonfill, X. (2004). ¿Cómo realizar, evaluar y utilizar revisiones sistemáticas y meta-análisis? *Gastroenterología y Hepatología*, 27(3), 129–149. [https://doi.org/10.1016/S0210-5705\(03\)70443-8](https://doi.org/10.1016/S0210-5705(03)70443-8)
- Gómez, L., Sánchez, P., & Ríos, E. (2022). *Curación digital en la era del Big Data*. Editorial Académica Española.
- Grant, M. J., & Booth, A. (2009). A typology of reviews: An analysis of 14 review types and associated methodologies. *Health Information & Libraries Journal*, 26(2), 91–108. <https://doi.org/10.1111/j.1471-1842.2009.00848.x>
- Grimmelmann, J. (2007). The structure of search engine law. *Iowa Law Review*, 93(1), 1–64.
- Hearst, M. A., & Over, P. J. (2001). Assessing the relevance of Web search results. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 52(12), 1016–1024. <https://doi.org/10.1002/asi.1154>
- Higgins, J. P., & Thompson, S. G. (2002). Quantifying heterogeneity in a meta-analysis. *Statistics in Medicine*, 21(11), 1539–1558. <https://doi.org/10.1002/sim.1186>
- Hossen, M. I., Zhang, J., Cao, Y., & Hei, X. (2024). Evaluating cybersecurity vulnerabilities in large code language models. *arXiv*. <https://arxiv.org/abs/2404.18567>
- Jayakumar, S., Sounderajah, V., Normahani, P., Harling, L., Markar, S. R., Ashrafian, H., & Darzi, A. (2022). Quality assessment standards in artificial intelligence diagnostic accuracy systematic reviews: A meta-research study. *NPJ Digital Medicine*, 5(1), 11. <https://doi.org/10.1038/s41746-022-00554-4>
- López, G., Martínez, M., & Díaz, R. (2024). Predictive Academic Search Engines: The Role of Multimodal AI in Research Synthesis. *Computers & Education*, 210, 104960. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2024.104960>
- Lorca, J. C., & Cabrera, G. V. (2020). *Conceptos básicos de metodologías de investigación clínica y epidemiológica*. Ediciones UC.
- Molina Arias, M. (2018). Aspectos metodológicos del metaanálisis (2). *Pediatría Atención Primaria*, 20(80), 401–405. <https://doi.org/10.4321/S1139-76322018000500013>



- Naqvi, M. R., Shahzad, S. K., Chhabra, G., Singh, S. V., Kaushik, K., Tahir, M. U., & Islam, M. B. (2023, December). Migration to big data: Contextual challenges for data-driven success. En *2023 10th International Conference on Computing for Sustainable Global Development (INDIACom)* (pp. 660-668). IEEE.
- Ocampo-Eyzaguirre, D., Vélez-Jimenez, D., & Gutiérrez-De Gracia, N. E. (2024). Tecnologías convergentes, inteligencia artificial y las neurociencias en la formación de investigadores: una revisión sistemática. *Sociedad & Tecnología*, 7(S1), 210–230. <https://doi.org/10.51247/st.v7iS1.413>
- Pérez, T., & Ramírez, K. (2024). Sobrecarga informativa y su impacto en la investigación. *Journal of Hispanic Academic Research*, 8(4), 33–50.
- Quan, Y., & Hui, B. (2024). Screening studies for meta-research: An overview of AI tools. En *Routledge Handbook of Technological Advances in Language Learning Research* (pp. 433–447). Routledge.
- Raghavan, V. V., & Wong, S. K. M. (1986). A critical analysis of vector space model for information retrieval. *Journal of the American Society for Information Science*, 37(5), 279–287. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1097-4571\(198609\)37:5<279::AID-ASI1>3.0.CO;2-Q](https://doi.org/10.1002/(SICI)1097-4571(198609)37:5<279::AID-ASI1>3.0.CO;2-Q)
- Roncal, L. E. P., Portal, M. D. P. G., Acuña, M. L. L., & Rojas, O. M. D. (2022). Herramientas digitales e indagación científica en estudiantes de educación secundaria: una revisión de la literatura. *Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar*, 6(2), 989–1006. https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v6i2.1936
- Sánchez, R., & López, G. (2023). *Manual de curación de contenidos científicos*. México D.F. McGraw-Hill Interamericana.
- Sos, V. J. E., Abella, J. A. L., Villach, L. G., & Oliver, M. B. (2021). Metaanálisis: una forma básica de entender e interpretar su evidencia. *Revista de Senología y Patología Mamaria*, 34(1), 44–51. <https://doi.org/10.1016/j.senol.2020.09.001>
- Sprinz, J. (2022). *Leveraging human computation for quality assurance in open source communities*. Tesis doctoral. Technische Universität Berlin. <https://doi.org/10.14279/depositonce-16938>
- Suresh, H., & Guttag, J. V. (2021). A framework for understanding sources of harm throughout the machine learning life cycle. *Ethics and Information Technology*, 23(4), 771–787. <https://doi.org/10.1007/s10676-021-09584-0>
- Torres, V., Mendoza, L., & Castro, D. (2023). Meta-análisis como curación de evidencia. *Revista Panamericana de Metodología*, 5(1), 22–40.
- UNESCO. (2023). *Recommendations on open science infrastructure for low-connectivity environments*. United Nations Educational, Scientific



and Cultural
Organization. <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000387109>

Villamizar, A. (2022). *Paramaconi: motor de búsqueda académica para la conectividad del sistema de creación intelectual de la UNELLEZ* [Tesis de maestría, Universidad Nacional Experimental de los Llanos Occidentales "Ezequiel Zamora"]. Repositorio Institucional UNELLEZ.

Williamson, B. (2018). The hidden architecture of higher education: Building a big data infrastructure for the 'smarter university'. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 15(1), 1-26. <https://doi.org/10.1186/s41239-018-0094-1>