Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar, Ciudad de México, México.
ISSN 2707-2207 / ISSN 2707-2215 (en línea), julio-agosto 2026,
Volumen 10, Número 4.

https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v10i4

REVISIÓN SISTEMÁTICA DE SISTEMAS EXPERTOS BASADOS EN ONTOLOGÍAS: MARCO INTEGRAL Y ESTUDIO LATINOAMERICANO

SYSTEMATIC REVIEW OF ONTOLOGY-BASED EXPERT SYSTEMS: AN INTEGRAL FRAMEWORK AND LATIN AMERICAN STUDY

Mario Rolando Lara Cabrera
Universidad de San Carlos

Josué Rodolfo Obregón Velásquez
Universidad de San Carlos

DOI: https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v10i4.25722

Revisión sistemática de sistemas expertos basados en ontologías: marco integral y estudio latinoamericano

Mario Rolando Lara Cabrera[1]
laracabrera.m@gmail.com
https://orcid.org/0009-0002-5655-6406
Universidad de San Carlos, Facultad de ingeniería, Escuela de Estudios de Postgrado
Guatemala

Josué Rodolfo Obregón Velásquez
josue1212@gmail.com
https://orcid.org/0000-0002-4021-7672
Department of Industrial Engineering
Seoul National University of Science and Technology
Corea del Sur

RESUMEN

Los sistemas expertos basados en ontologías mantienen relevancia porque sus bases de conocimiento semánticamente estructuradas favorecen el razonamiento explícito y la toma de decisiones interpretable. Este estudio realizó una revisión sistemática hermenéutica de 47 trabajos publicados entre 2019 y 2026 para examinar críticamente metodologías actuales de diseño de sistemas expertos basados en ontologías. Se aplicó un marco analítico de cuatro dimensiones: gestión del conocimiento, tratamiento de fuentes de información heterogéneas, diseño del motor de inferencia y arquitectura tecnológica. Con puntuaciones normalizadas entre 0 y 1, el corpus global obtuvo 0.50, 0.42, 0.65 y 0.42, respectivamente, lo que evidenció mayor énfasis metodológico en los mecanismos de inferencia que en la gestión del ciclo de vida del conocimiento, la integración semántica de datos y las arquitecturas orientadas a producción. Solo el 17% de los estudios abordó explícitamente la gestión de la incertidumbre. Posteriormente, el marco se aplicó a un corpus independiente de nueve estudios latinoamericanos, con 0.56, 0.74, 0.72 y 0.57, respectivamente. Los hallazgos revelaron un panorama metodológico fragmentado y la necesidad de enfoques integrados de diseño.

Palabras clave: gestión del conocimiento; integración semántica de datos; motores de inferencia; arquitectura tecnológica; gestión de la incertidumbre.

[1] Autor principal.
Correspondencia: laracabrera.m@gmail.com

Systematic Review of Ontology-Based Expert Systems: An Integral Framework and Latin American Study

ABSTRACT

Ontology-based expert systems remain relevant because their semantically structured knowledge bases support explicit reasoning and interpretable decision-making. This study conducted a hermeneutic systematic review of 47 studies published between 2019 and 2026 to critically examine current methodologies for designing ontology-based expert systems. A four-dimensional analytical framework was applied, comprising knowledge management, treatment of heterogeneous information sources, inference engine design, and technological architecture. Using normalized scores from 0 to 1, the global corpus obtained 0.50, 0.42, 0.65, and 0.42, respectively, indicating greater methodological emphasis on inference mechanisms than on knowledge lifecycle management, semantic data integration, and production-oriented architectures. Only 17% of the reviewed studies explicitly addressed uncertainty management. The framework was then applied to an independent corpus of nine Latin American studies, yielding 0.56, 0.74, 0.72, and 0.57, respectively. The findings reveal a fragmented methodological landscape and the need for integrated design approaches.

***Keywords**:* knowledge management; semantic data integration; inference engines; technological architecture; uncertainty management.

Artículo recibido 20 julio 2026
Aceptado para publicación: 20 agosto 2026

1. INTRODUCCIÓN

Los sistemas expertos que utilizan ontologías siguen siendo tendencia por su base de conocimiento con estructura semántica, que optimiza la inferencia (Alharbi, Aslam, Asiry, Aljohani, & Glikman, 2024; Jing et al., 2023; Mustapha, Abioye, Oyedele, Okikiola, & Alonge, 2023; Paneque, Roldán-García, & García-Nieto, 2023; Pruvost, Wilde, & Enge-Rosenblatt, 2023; Tafech & Rabhi, 2025). La construcción de ontologías formales y su integración en sistemas de información ha sido un tema central en la ingeniería del conocimiento desde los trabajos fundacionales de Gruber (1993), Guarino (1997) y Uschold y Gruninger (1996), quienes establecieron los principios para el diseño, evaluación y reutilización de ontologías. Posteriormente, Guarino (1998) argumentó que las ontologías presentan peculiaridades metodológicas y arquitectónicas que las distinguen de otras representaciones del conocimiento, requiriendo un enfoque interdisciplinario para su desarrollo.

Sin embargo, frente a IA muy complejas como el deep learning o los grandes modelos de lenguaje (LLM), estos artefactos lógicos no han perdido relevancia, ya que su habilidad para razonar con conocimiento simbólico y explicar sus conclusiones los vuelve indispensables en áreas donde la transparencia y la justificación causal son claves para la toma de decisiones (Guizzardi & Guarino, 2024; Silva, Pimentel, Riechi, & Fogaça, 2026). Por ello, su estudio y evolución metodológica son cruciales para resolver problemas específicos dentro del ámbito de la ingeniería de software contemporánea (Ding, Fensel, Klein, & Omelayenko, 2002; Guizzardi, 2006).

A pesar de su vigencia, el desarrollo actual de estos sistemas adolece de un abordaje metodológico fragmentado. Aunque revisiones previas trataron temas específicos, como el uso de ontologías y la eficiencia sobre técnicas de razonamiento en medicina (Mustapha et al., 2023) o la reutilización del conocimiento y sus reglas asociadas (Jing et al., 2023), ninguna ofrece un análisis crítico integral sobre las metodologías de diseño con un enfoque holístico entre 2019 y 2026, por lo que dejan importantes vacíos en el estado del arte.

A partir de esta brecha identificada, la presente revisión sistemática se guía por las siguientes preguntas de investigación:

1. **PI1:** ¿Cómo se gestiona el conocimiento en los sistemas expertos basados en ontologías, considerando el alcance ontológico, las metodologías empleadas, los procesos de cosificación y la reutilización de estructuras preexistentes?
2. **PI2:** ¿Qué mecanismos se utilizan para tratar e integrar fuentes de información heterogéneas en estos sistemas, y cómo se aborda la población factual?
3. **PI3:** ¿Cómo se diseñan y evalúan los motores de inferencia, y qué atención recibe la gestión de la incertidumbre en el proceso deductivo?
4. **PI4:** ¿Qué arquitecturas tecnológicas se utilizan para implementar estos sistemas, y cómo se abordan la escalabilidad, el rendimiento y el mantenimiento del software?
5. **PI5:** ¿Qué particularidades se observan en los estudios desarrollados en el contexto latinoamericano en comparación con las tendencias globales identificadas?

El principal aporte de esta investigación es proveer un análisis crítico y exhaustivo de las dimensiones clave del diseño, como lo son: la gestión del conocimiento, el tratamiento de fuentes heterogéneas, el motor de inferencia y la arquitectura tecnológica, evaluando la práctica científica y proponiendo direcciones para fortalecer el desarrollo sistémico de estos artefactos.

2. Metodología para la revisión de la literatura

La literatura sobre metodologías de diseño de sistemas expertos basados en ontologías fue investigada y analizada mediante un enfoque hermenéutico iterativo (Boell & Cecez-Kecmanovic, 2014). Este enfoque implicó ciclos sucesivos de búsqueda, lectura, interpretación y reajuste de los criterios de análisis, permitiendo una comprensión progresiva y contextualizada de los hallazgos a través de tres fases consecutivas: (1) búsqueda y adquisición de literatura, (2) análisis de la literatura según las dimensiones predefinidas, y (3) síntesis interpretativa mediante criterios de ponderación.

2.1. Proceso de búsqueda y selección de literatura

La búsqueda de literatura se realizó entre enero y marzo de 2026 en las siguientes bases de datos académicas: Google Scholar, Semantic Scholar, LitMaps, IEEE Xplore, y MPI. Las cadenas de búsqueda combinaron los términos base “Expert system ontology-based” con los siguientes operadores:

- “Expert system ontology-based” AND “reasoning”
- “Expert system ontology-based” AND “architectures”

- “Expert system ontology-based” AND “knowledge management”
- “Expert system ontology-based” AND “methodologies”

Adicionalmente, se realizaron búsquedas complementarias con los términos en español “sistema experto ontología” y “sistema experto basado en ontologías” para capturar literatura iberoamericana.

2.2. Criterios de inclusión y exclusión

Se aplicaron los siguientes criterios de inclusión:

- Artículos publicados en revistas o conferencias con revisión por pares entre 2019 y 2026.
- Artículos que presentan el diseño, desarrollo o evaluación de sistemas expertos basados en ontologías.
- Artículos que describen explícitamente al menos una de las dimensiones de análisis (gestión del conocimiento, tratamiento de fuentes heterogéneas, motor de inferencia o arquitectura tecnológica).
- Artículos con disponibilidad de texto completo.
- Los criterios de exclusión fueron:
- Preimpresiones (preprints) sin revisión por pares, con la excepción de aquellos publicados en arXiv que posteriormente fueron aceptados en conferencias o revistas y que aportan información relevante no disponible en la versión publicada.
- Artículos con escasa relación con el diseño metodológico de sistemas expertos.
- Artículos publicados fuera del período establecido.
- Artículos sin suficientes detalles técnicos para evaluar las dimensiones de análisis.

2.3. Proceso de selección

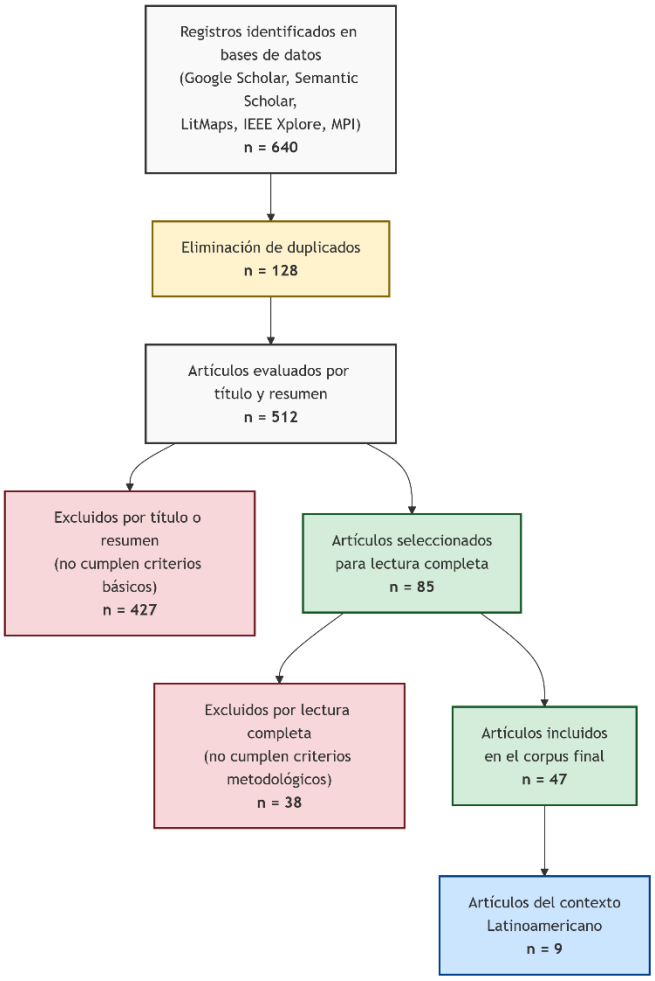
Inicialmente se identificaron 640 registros. Los duplicados se eliminaron mediante verificación manual y el uso del gestor bibliográfico Zotero, resultando en 512 artículos únicos. Posteriormente, se evaluaron los títulos y resúmenes aplicando los criterios de inclusión y exclusión, seleccionando 85 artículos para lectura parcial. Finalmente, tras una lectura completa y análisis de contenido, se depuró la muestra y se obtuvieron 47 artículos que cumplían con todos los criterios metodológicos.

La Tabla 1 resume los resultados del proceso de selección en cada etapa y la Figura 1 muestra el flujo del proceso.

Tabla 1. Etapas del proceso de selección de literatura

Etapa	Descripción	Artículos
Búsqueda inicial	Registros identificados en las bases de datos	640
Eliminación de duplicados	Artículos duplicados removidos	128
Selección por título/resumen	Artículos evaluados	512
Excluidos en primera etapa	Artículos que no cumplen criterios básicos	427
Selección para lectura completa	Artículos preseleccionados	85
Excluidos en lectura completa	Artículos que no cumplen criterios metodológicos	38
Corpus final	**Artículos seleccionados para análisis**	**47**
Análisis Latinoamericano	Artículos con afiliación o caso en Latinoamérica	9

Figura 1. Diagrama de flujo PRISMA del proceso de selección del corpus global



2.4. Análisis de la literatura

El corpus final de 47 artículos se analizó según las cuatro dimensiones definidas en la Sección 3. Las tablas S1-S2 del material suplementario contienen la clasificación detallada de los estudios. Para el análisis del contexto latinoamericano se realizó una búsqueda regional complementaria e independiente del corpus global. Se identificaron 9 artículos cuyos autores o instituciones principales pertenecen a países de América Latina, o cuyo caso de estudio se desarrolla en la región. Estos estudios no participaron en la construcción del marco y se utilizaron posteriormente como caso de aplicación externa de la misma rúbrica multidimensional.

3. Criterios de ponderación multidimensional para el estudio

El sistema de evaluación metodológica utiliza criterios de ponderación en una escala de 0 a 1 para valorar enfoques específicos dentro de cada dimensión de análisis, donde 1 representa el nivel máximo de

cumplimiento definido por la rúbrica. La escala se construyó ad-hoc para esta revisión, basada en la literatura de ingeniería ontológica (Guarino, 1997; Guarino & Welty, 2002; Guizzardi & Guarino, 2024) y en principios de ingeniería de software para sistemas basados en conocimiento (Jacob & Froscher, 1990; Philip, 1993). Los valores intermedios (0.25, 0.33, 0.50, 0.66) representan niveles graduales de sofisticación metodológica, desde enfoques puramente instrumentales hasta aproximaciones formalmente fundamentadas.

3.1. Dimensión 1: Gestión del conocimiento (D1)

Esta dimensión pondera la sofisticación en el ciclo de vida de las bases de conocimiento, un aspecto que ha sido ampliamente abordado en la literatura de ingeniería ontológica (Fernández-López, Gómez-Pérez, & Juristo, 1997; Gómez-Pérez, 2004; Guarino, 1997; Uschold & Gruninger, 1996), y se compone de cuatro criterios. El primer criterio evalúa el alcance ontológico, entendido como el nivel de generalidad y cobertura de la ontología, siguiendo definiciones clásicas de la ingeniería ontológica (Guarino & Welty, 2002; Guizzardi & Guarino, 2024; Uschold & Gruninger, 1996), asignando 0.33 para el nivel minimalista, donde la ontología se reduce a una taxonomía básica o vocabulario controlado sin relaciones semánticas explícitas, como se observa en Vahidnia et al. (2024); 0.50 para el nivel funcional, donde la ontología se diseña para satisfacer la funcionalidad específica del sistema experto, como en Mustapha et al. (2023); 0.66 para el nivel de dominio, donde la ontología cubre un dominio completo con relaciones semánticas ricas, ejemplificado por Alharbi et al. (2024); y 1.00 para el nivel holístico, donde se integran ontologías fundacionales como BFO (Smith, 2012), DOLCE (Borgo et al., 2022), o UFO (Guizzardi et al., 2022), permitiendo una articulación con dominios de nivel superior e inferior, como en Shoaip et al. (2021).

El segundo criterio corresponde al uso de metodologías ontológicas, con puntuación binaria (0 o 1). Se asigna 0 cuando no se documentan fases metodológicas específicas, como en Pruvost et al. (2023), y 1 cuando se describe explícitamente cada fase de la metodología utilizada, como en Shoaip et al. (2021) y Lachgar et al. (2025). El tercer criterio pondera el proceso de cosificación conceptual, otorgando 0.25 para el diseño empírico similar a bases de datos relacionales, ejemplificado por Spoladore et al. (2024) y Lin y Tu (2025), y 1.00 para el enfoque formal o fundacional orientado filosóficamente, como en Pfaff-Kastner et al. (2025) e Ivanova (2026). Finalmente, el cuarto criterio califica la reutilización de

estructuras preexistentes, asignando 0 cuando las ontologías son ad-hoc, como en Limam et al. (2025); 0.50 cuando se importan componentes parciales, como en Shin et al. (2025); y 1.00 cuando se integran ontologías completas con base en requerimientos, como en Shoaip et al. (2021) y Egami et al. (2023).

3.2. Dimensión 2: Tratamiento de fuentes de información heterogénea (D2)

Esta dimensión analiza el flujo de ingesta y población factual, privilegiando los enfoques semánticos e integrales (valor 1.00) sobre los meramente informáticos o basados en scripts (valor 0.50), mientras que el valor 0 indica la total ausencia del mecanismo. Se compone de cuatro criterios que se describen a continuación.

El primer criterio corresponde al tipo de enfoque o perspectiva de tratamiento. Se asigna 0 cuando no se realiza ningún proceso de población de datos; 0.50 cuando los mecanismos son informáticos o se auxilian de IA sin considerar la semántica subyacente, como en Pruvost et al. (2023); y 1.00 cuando se utiliza un proceso guiado por un enfoque semántico, como en Tafech y Rabhi (2025) y Bermúdez Amaya (2025). El segundo criterio evalúa el proceso de tratamiento de los datos, asignando 0 cuando no se aplica ningún tratamiento y 1.00 cuando se documenta un proceso informático de limpieza, estandarización o transformación, como en Marriam et al. (2026) y Tafech y Rabhi (2025).

El tercer criterio mide los mecanismos de integración de fuentes. Se asigna 0 cuando no existe mecanismo de integración; 0.50 cuando los mecanismos son informáticos, basados en IA o semánticos puros sin integración completa, como en Chessa et al. (2023); y 1.00 cuando se utiliza un enfoque mixto que combina lo informático y lo semántico, como en Limam et al. (2025) y Tafech y Rabhi (2025).

El cuarto criterio evalúa los mecanismos de población factual, asignando 0 cuando no se realiza población, como en Shoaip et al. (2021); 0.50 cuando la población es mediante procesos informáticos o solo semánticos, pero no combinada, como en Egami et al. (2023); y 1.00 cuando la población es integral, combinando enfoques informáticos, semánticos y dinámicos, como en Alharbi et al. (2024) y Tafech y Rabhi (2025).

3.3. Dimensión 3: Motor de inferencia (D3)

Esta dimensión mide la robustez, el control y la resiliencia de la capa deductiva. Abarca seis criterios: enfoque de resolución, estructura algorítmica, nivel de acoplamiento, integración con la base factual,

relación con la arquitectura tecnológica, y gestión de la incertidumbre. Cada criterio se puntúa según su propia lógica, detallada a continuación.

El primer criterio corresponde al enfoque de resolución. Se asigna 0 cuando no se especifica el motor de inferencia, como en Smirnov et al. (2021), y 1.00 cuando se profundiza en su funcionamiento, como en Alharbi et al. (2024) y Tafech y Rabhi (2025). El segundo criterio evalúa la estructura algorítmica, otorgando 0 cuando no se define, como en Gribova et al. (2022), y 1.00 cuando se explica con detalle, como en Alharbi et al. (2024) y Lachgar et al. (2025). El tercer criterio mide el nivel de acoplamiento, asignando 0 cuando no se especifica, 0.50 cuando los componentes están acoplados sin separación conceptual clara, como en Trappey et al. (2024), y 1.00 cuando están intencionalmente desacoplados para permitir mantenimiento y escalabilidad, como en Alharbi et al. (2024) y Marriam et al. (2026).

El cuarto criterio evalúa la integración con la base factual, asignando 0 cuando no se define el método de integración, como en Chandra et al. (2023), y 1.00 cuando se define explícitamente, como en Tafech y Rabhi (2025) y Zhang et al. (2026). El quinto criterio mide la relación con la arquitectura tecnológica, otorgando 0 cuando no se especifica ninguna relación, como en Shoaip et al. (2021), y 1.00 cuando se especifica la forma de relacionar el motor con la arquitectura, como en Schneider et al. (2020) y Alharbi et al. (2024). Finalmente, el sexto criterio evalúa la gestión de la incertidumbre, asignando 0 cuando el motor opera de manera determinista, como en Pruvost et al. (2023) y Wu et al. (2021), y 1.00 cuando se define un método específico como lógica difusa o razonamiento probabilístico, como en Shoaip et al. (2021) y Alharbi et al. (2024).

3.4. Dimensión 4: Arquitectura tecnológica (D4)

Esta dimensión mide la viabilidad de puesta en producción del sistema experto. Se compone de siete criterios organizados en dos componentes: hardware, que incluye arquitectura, procesamiento y almacenamiento; y software, que incluye arquitectura de software, herramientas tecnológicas, lenguaje semántico y mantenimiento.

El primer criterio evalúa la arquitectura de hardware. Se asigna 0 cuando no se define la arquitectura de implementación, como en Wu et al. (2021) y Hamim et al. (2021); 0.50 cuando la arquitectura es monolítica y no permite escalabilidad, como en Spoladore et al. (2024); y 1.00 cuando la arquitectura

es distribuida y permite el escalamiento horizontal, como en Alharbi et al. (2024) y Tafech y Rabhi (2025).

El segundo criterio evalúa el procesamiento. Se asigna 0 cuando no se define, 0.50 cuando el procesamiento es monolítico o centralizado sin capacidad explícita de escalamiento, y 1.00 cuando se implementa de manera distribuida o paralela.

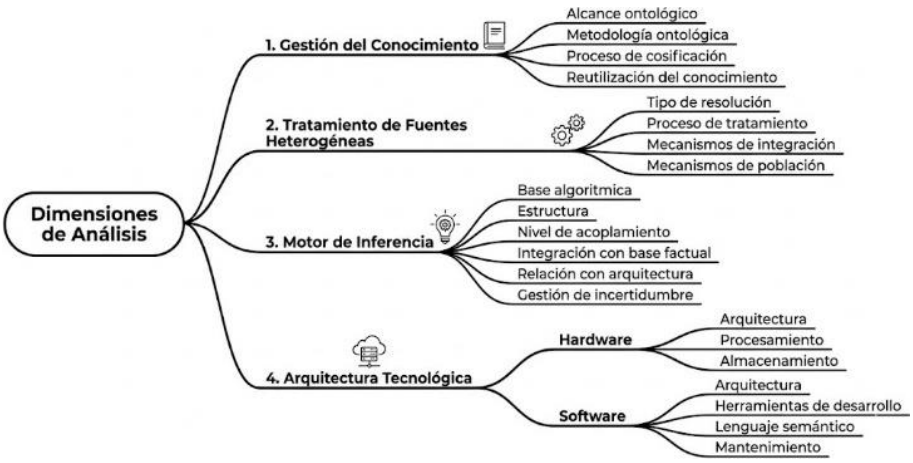
El tercer criterio evalúa el almacenamiento. Se asigna 0 cuando no se especifica, 0.50 cuando se utiliza almacenamiento centralizado o monolítico, y 1.00 cuando se emplean bases de datos o repositorios distribuidos, incluyendo enfoques de almacenamiento de grafos a gran escala (Urbani & Jacobs, 2020).

El cuarto criterio evalúa la arquitectura de software, asignando 0 cuando no se define, como en Wu et al. (2021); 0.50 cuando es monolítica basada en cliente-servidor o SOAP, como en Spoladore et al. (2024); y 1.00 cuando es distribuida, como en Alharbi et al. (2024) y Limam et al. (2025).

El quinto criterio evalúa la especificación de herramientas tecnológicas y de desarrollo, con 0 cuando no se documentan y 1.00 cuando se identifican explícitamente. El sexto criterio evalúa el lenguaje semántico, asignando 0 cuando no se especifica y 1.00 cuando se documentan lenguajes o estándares como OWL o SPARQL. En el caso de ontologías probabilísticas, Carvalho et al. (2017) proponen PR-OWL como una extensión para manejar incertidumbre. El séptimo criterio corresponde al mantenimiento del software, con 0 cuando no se define una estrategia de mantenimiento y 1.00 cuando se documentan mecanismos de actualización, versionado o mantenimiento. Schneider et al. (2020) constituye un ejemplo de especificación explícita de criterios de mantenimiento.

En la Figura 2 se presenta un mapa mental que detalla los criterios de las cuatro dimensiones aplicadas al análisis del estado del arte.

Figura 2. *Dimensiones y criterios de ponderación para el análisis de la literatura.*



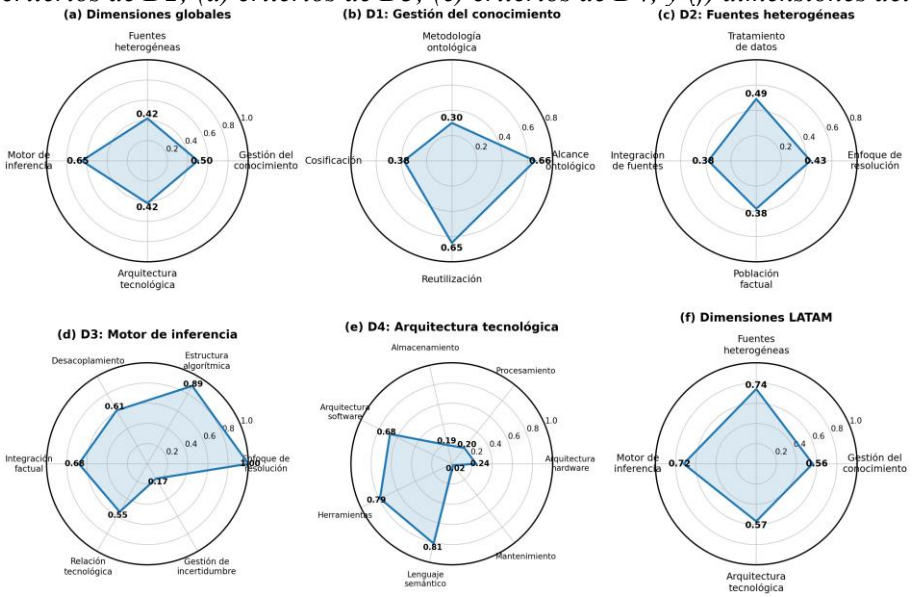
4. Resultados globales y síntesis de desafíos

El análisis evidencia un abordaje predominantemente fragmentado y funcional en el diseño contemporáneo de sistemas expertos basados en ontologías. Como se muestra en la Figura 3(a), el nivel de cumplimiento alcanzado en las dimensiones analizadas no es simétrico ni equilibrado, revelando una clara inclinación hacia el comportamiento lógico sobre el soporte de infraestructura. El desarrollo metodológico se distribuye de la siguiente manera: el motor de inferencia lidera el diseño conceptual con una puntuación normalizada de 65%, seguido por la gestión del conocimiento con un 50% y el tratamiento de fuentes de información heterogéneas con un 42%. Críticamente, la arquitectura tecnológica presenta también un 42% de cumplimiento metodológico general. Este comportamiento colectivo revela que los esfuerzos de investigación se concentran con prioridad en la capa algorítmica y estructural de la deducción, descuidando de forma sistemática la planificación física de recursos, la escalabilidad de hardware y los mecanismos formales de mantenimiento tecnológico, factores que resultan indispensables para garantizar la viabilidad y el rendimiento óptimo del sistema experto en entornos de producción reales. Esta debilidad estructural generalizada origina cuatro desafíos críticos que limitan el rendimiento, la reutilización y el ciclo de vida de los sistemas expertos ontológicos. La Tabla 2 presenta la relación entre los cuatro desafíos críticos identificados y las dimensiones de análisis de las que se derivan, estableciendo los indicadores específicos que evidencian cada problemática.

Tabla 2. Relación entre desafíos críticos y dimensiones de análisis

Desafío	Dimensiones relacionadas	Indicadores empleados
Gestión y reutilización del conocimiento	D1	alcance ontológico, uso de metodologías, cosificación conceptual, reutilización de ontologías
Heterogeneidad e incertidumbre	D2–D3	enfoque de tratamiento, integración de fuentes, población factual, gestión de incertidumbre
Acoplamiento y planificación arquitectónica	D3–D4	desacoplamiento del motor, relación tecnológica, infraestructura de hardware
Rendimiento del motor de inferencia	D3–D4	integración factual, procesamiento, almacenamiento, mantenimiento

Figura 3. *Síntesis de las puntuaciones normalizadas: (a) dimensiones globales; (b) criterios de D1; (c) criterios de D2; (d) criterios de D3; (e) criterios de D4; y (f) dimensiones del caso latinoamericano.*



4.1. Desafío 1: Gestión y reutilización del conocimiento

El análisis revela que el 91% de los estudios adopta un enfoque funcional o de dominio específico, sin integrar niveles superiores de abstracción ontológica (ver Tabla S1a del material suplementario). Trabajos como Pruvost et al. (2023) y Mustapha et al. (2023) ejemplifican este patrón, donde la

ontología se reduce a un esquema orientado a la aplicación inmediata sin considerar su reutilización o integración con ontologías fundacionales.

Esta carencia tiene tres consecuencias directas. Primero, solo el 30% de los estudios emplea metodologías ontológicas formales, como METHONTOLOGY, documentada en trabajos como Shoaip et al. (2021) y Alharbi et al. (2024). A pesar de los avances en metodologías para la evolución de ontologías vivas y reutilizadas (Kotis, Vouros, & Spiliotopoulos, 2020), la mayoría de los estudios omite documentar fases clave de mantenimiento, una deficiencia ya señalada por Philip (1993) como crítica para la sostenibilidad de sistemas basados en conocimiento. La literatura ha documentado diversas metodologías para el desarrollo de sistemas de representación del conocimiento ontológico, como lo destaca la revisión de Femi Aminu et al. (2020), que analiza enfoques para diferentes dominios y sugiere la hibridación de metodologías para mejorar la corrección en la construcción de ontologías, lo que evidencia que existen alternativas formales que podrían ser adoptadas más ampliamente.

Segundo, solo el 36% de los casos alcanza reutilización total del conocimiento, mientras que el 57% presenta reutilización parcial y el 6% no documenta reutilización. Enfoques como el de Hamrouni et al. (2021) muestran que es posible diseñar artefactos reutilizables y comprensibles para el usuario final. En esta misma línea, Gomez et al. (2024) desarrollan evaluaciones interoperables basadas en ontologías para juegos educativos, evidenciando que el diseño ontológico puede trascender los límites de una aplicación específica cuando se prioriza la reutilización desde las etapas iniciales del desarrollo.

Tercero, solo el 28% alcanza el nivel formal de cosificación, como en Tafech y Rabhi (2025) y Silva et al. (2026), mientras que el 47% no documenta un proceso de cosificación y el resto permanece en niveles intermedios o empíricos. Esta situación mantiene vigente la advertencia de Guarino (1998) sobre la confusión entre relaciones extensionales, propias de bases de datos, y relaciones intencionales, propias de ontologías formales. La importancia de una cosificación fundamentada filosóficamente ha sido demostrada en dominios como el diseño de productos, donde la mereotopología formal permite representar relaciones espaciales y temporales complejas (Gruhier, Demoly, Dutartre, Abboudi, & Gomes, 2015), lo que subraya el potencial de estos enfoques para sistemas expertos.

La Figura 3(b) confirma esta asimetría: la adopción metodológica formal alcanza el 30%, la cosificación formal el 28% y la reutilización total el 36%, evidenciando que la gestión del conocimiento sigue

fragmentada (Haque et al., 2022; Noor, Salcic, & Wang, 2016), afectando la interoperabilidad y longevidad de los sistemas expertos.

4.2. Desafío 2: Tratamiento de datos y gestión de la incertidumbre

La calidad de la información factual se ve severamente comprometida por el desarrollo fragmentado de los mecanismos de tratamiento de fuentes heterogéneas. Esta fragmentación es un problema recurrente en sistemas que requieren integrar datos de múltiples dominios, como lo documentan Ahmed et al. (2022) en su propuesta de técnicas de integración multicapa para datos heterogéneos.

Aunque el 49% de los trabajos ejecutan procedimientos estrictos de limpieza y estandarización primaria en sus datos de entrada, como se documenta en Alharbi et al. (2024) y Tafech y Rabhi (2025), la mayoría de estos enfoques se limitan a transformaciones sintácticas superficiales o scripts de automatización que ignoran las relaciones jerárquicas subyacentes (Spoladore et al., 2024). Esta deficiencia refleja lo que Bobillo et al. (2007) denominan la falta de "tratamiento semántico profundo" en la integración de fuentes heterogéneas, una carencia que persiste a pesar de que existen propuestas técnicas como la integración multicapa de Ahmed et al. (2022), las cuales no han sido adoptadas masivamente en el dominio de los sistemas expertos ontológicos.

El verdadero quiebre metodológico ocurre en las fases de automatización e integración semántica. Esta deficiencia se cuantifica con claridad en la Figura 3(c): los mecanismos de integración de fuentes alcanzan apenas un 17% de cumplimiento formal, y los mecanismos de población factual se detienen en un idéntico 15%. Esta limitación es especialmente crítica en dominios como el Internet de las Cosas (IoT), donde la integración de datos de múltiples sensores requiere un enfoque semántico robusto para el modelado y razonamiento arquitectónico (Chen, Jiang, Wang, Tang, & Ji, 2020). Únicamente trabajos como Alharbi et al. (2024), Tafech y Rabhi (2025) y Limam et al. (2025) logran una integración completa que combina enfoques informáticos y semánticos. La consecuencia directa más grave de esta asimetría operativa es la propagación latente de inconsistencias y vacíos de información hacia el motor de inferencia.

Como se observa en la Figura 3(d), un 83% de las investigaciones omiten por completo el tratamiento de la ambigüedad, operando bajo un paradigma determinista que no considera la naturaleza imprecisa o incompleta de los datos del mundo real (Bobillo et al., 2007; Noor et al., 2016). Esta rigidez es

particularmente problemática en dominios como la salud o la agricultura, donde los datos empíricos son inherentemente inciertos. En contraste, apenas el 17% de los estudios aborda la gestión de la incertidumbre mediante modelos híbridos o lógicas no clásicas, como el enfoque de lógica difusa aplicado por Shoaip et al. (2021) y Alharbi et al. (2024), o las extensiones probabilísticas propuestas por Carvalho et al. (2017) y Costa et al. (2008).

Esta desconexión crítica entre la falta de automatización en el tratamiento de los datos de entrada y la ausencia de control sobre la certeza de la salida constituye una de las debilidades sistémicas más agudas identificadas en el estado del arte actual. Esta problemática se ve agravada en regiones con infraestructuras tecnológicas limitadas, donde los sistemas deben operar con datos aún más fragmentados y de menor calidad, un factor documentado en estudios sobre proyectos TIC en el Sur Global (Nzuza & Siebörger, 2025).

4.3. Desafío 3: Acoplamiento del motor de inferencia y planificación arquitectónica

Existe una brecha significativa entre el diseño conceptual y la implementación física del motor de inferencia. La Figura 3(d) muestra que el desacoplamiento de sus componentes, requisito indispensable para la escalabilidad y el mantenimiento, alcanza el 47% de los estudios con puntuación perfecta, como en Alharbi et al. (2024), cuyo motor se basa en servicios independientes, y Tafech y Rabhi (2025), que emplean una capa de abstracción semántica. Asimismo, la relación del motor con la arquitectura tecnológica está definida en el 55% de los trabajos, ejemplificado en Schneider et al. (2020), que consideran explícitamente los requisitos de despliegue distribuido, y Limam et al. (2025), que lo vinculan con microservicios.

Como señalan Arvanitou et al. (2021) y Gašević et al. (2006), el acoplamiento estrecho degrada los tiempos de respuesta ante consultas complejas. Esta problemática se agrava cuando el motor no está diseñado para entornos distribuidos, una limitación que persiste incluso en propuestas que buscan gestionar el ciclo de vida del conocimiento en entornos de laboratorio (Pańkowska, Żytniewski, Tomaszek, Kozak, & Spinczyk, 2024). La literatura especializada ha abordado la robustez de los razonadores ontológicos desde diferentes perspectivas, incluyendo análisis empíricos de su comportamiento (Alaya, Ben Yahia, & Lamolle, 2015; Goncalves, Matentzoglu, Parsia, & Sattler, 2013; Kropotin, 2014) y aplicaciones en dominios clínicos mediante reglas SWRL (Bensalah, Boujelben,

Hentati, Baklouti, & Abid, 2022), así como extensiones probabilísticas para el manejo de incertidumbre (Ceylan & Peñaloza, 2017). Sin embargo, este avance en la capa lógica se quiebra al descender a la infraestructura: como se observa en la Figura 3(e), solo el 19% alcanza una arquitectura de hardware distribuida (Alharbi et al., 2024; Limam et al., 2025; Tafech & Rabhi, 2025), y apenas el 13% alcanza procesamiento o almacenamiento distribuido (Chessa et al., 2023; Lachgar et al., 2025; Marriam et al., 2026). Esta omisión confina las soluciones a entornos de laboratorio, impidiendo su despliegue en escenarios de alta demanda (Lei, Quamar, Efthymiou, Özcan, & Alotaibi, 2023; Mitrevski & Nash, 2022).

Críticamente, solo el 2% de las investigaciones contempla el mantenimiento del software. Schneider et al. (2020) es la única excepción, documentando un plan de actualización y versionado semántico. Esta omisión, presente en el 98% de los trabajos, no es una mera posibilidad de falla, sino una garantía de obsolescencia, como advierten Safana y Maikudi (2022) y Neumann y Weikum (2010). La falta de planificación arquitectónica también impacta la capacidad de los sistemas para adaptarse a nuevos dominios, como se evidencia en propuestas de expansión de paneles genéticos virtuales (Shin et al., 2025), donde la flexibilidad arquitectónica es un requisito para la evolución del sistema. En este contexto, enfoques distribuidos para la evaluación ontológica (Choukri, 2014) representan alternativas que podrían contribuir a superar las limitaciones actuales.

4.4. Desafío 4: Rendimiento del motor de inferencia

Aunque la totalidad de los estudios define el enfoque de resolución del motor de inferencia (ver Tabla S1c del material suplementario), existe una marcada asimetría en su profundidad técnica real. La Figura 3(d) revela que, si bien el enfoque está declarado en el 100% de los casos y la estructura algorítmica alcanza un 89%, las deficiencias emergen al evaluar la integración factual estricta, la cual alcanza el 68% de cumplimiento (Alharbi et al., 2024; Schneider et al., 2020; Tafech & Rabhi, 2025). Múltiples evaluaciones de rendimiento demuestran que una baja integración factual genera latencias críticas y cuellos de botella al ejecutar consultas complejas en sistemas distribuidos en tiempo real (Huang, Abadi, & Ren, 2011; Neumann & Weikum, 2010; Stocker, Seaborne, Bernstein, Kiefer, & Reynolds, 2008).

Esta carencia operativa, sumada a la ausencia de planificación arquitectónica señalada en la Figura 3(e), donde el 98% de los trabajos carece de mantenimiento definido y el 70% no especifica una arquitectura

de hardware, genera problemas previsibles de rendimiento y escalabilidad en entornos de producción. La falta de dimensionamiento adecuado satura rápidamente la memoria del servidor deductivo (Huang et al., 2011). Esta problemática ha sido identificada como un desafío estructural en la evolución de la Web Semántica, donde la escalabilidad de los sistemas basados en conocimiento sigue siendo una barrera para su adopción masiva (Mizoguchi, 2012). En este contexto, enfoques híbridos que integran minería de conocimiento y construcción de grafos con técnicas de aprendizaje profundo, como la plataforma propuesta por Li et al. (2025), sugieren que es posible abordar los desafíos de escalabilidad y rendimiento mediante el uso de arquitecturas que optimizan el procesamiento de grandes volúmenes de datos.

En síntesis, mientras los aspectos declarativos del motor están cubiertos, los factores operativos como el desacoplamiento, la gestión de incertidumbre y las políticas de mantenimiento permanecen subespecificados, comprometiendo la viabilidad de los artefactos documentados (Vallejos, Da Rocha Araujo, Rodriguez, Berdun, & Toscani, 2021). Una dirección prometedora para superar estas limitaciones es el desarrollo de sistemas expertos basados en web, con interfaces accesibles desde la nube, que permitan un despliegue más flexible y escalable (Pyshkin & Kuznetsov, 2015). A partir de este diagnóstico global, se vuelve indispensable evaluar el comportamiento de estas variables en entornos geográficos específicos. Con el propósito de identificar asimetrías particulares en el desarrollo de software regional, las siguientes secciones exponen un análisis focalizado en la producción científica de la región.

5. Caso de estudio y análisis de la literatura latinoamericana

Para caracterizar el estado del arte y evaluar el nivel de cumplimiento metodológico en el contexto regional, se aisló una muestra dirigida de estudios empíricos y aplicados desarrollados por instituciones de educación superior y centros de investigación en Latinoamérica. La búsqueda específica en las mismas bases de datos, complementada con filtros geográficos y revisión manual de afiliaciones institucionales, permitió identificar únicamente nueve artículos que cumplían con los criterios de inclusión. Bajo los criterios de búsqueda e inclusión definidos, únicamente nueve artículos cumplieron las condiciones para el análisis regional. La muestra, aunque pequeña, permite un análisis exploratorio para identificar patrones preliminares y contrastarlos con las tendencias globales.

Este caso de aplicación externa permite contrastar si las tendencias macro identificadas a nivel global presentan desviaciones o asimetrías operativas en la región. Los nueve estudios latinoamericanos son independientes del corpus de 47 artículos utilizado para construir el marco y fueron evaluados posteriormente con la misma rúbrica multidimensional.

La Tabla 3 consolida las puntuaciones normalizadas calculadas cuantitativamente para cada una de las cuatro dimensiones de análisis (D1, D2, D3, D4), aplicando las reglas de ponderación formales y la rúbrica multidimensional calibrada en este estudio.

Tabla 3. Puntuaciones normalizadas multidimensionales en la literatura latinoamericana (orden decreciente)

Artículo evaluado	Año	D1	D2	D3	D4	Promedio
Vallejos et al. (2021)	2021	0.73	0.88	0.83	0.86	0.82
Guerrero-Sosa et al. (2019)	2019	0.60	0.88	0.75	0.64	0.72
Larentis et al. (2023)	2023	0.48	0.88	0.75	0.64	0.69
Castro-Aguilar et al. (2026)	2026	0.60	0.75	0.75	0.64	0.69
Medina-Nieto et al. (2024)	2024	0.60	0.75	0.75	0.64	0.69
Castro, Silega et al. (2025)	2025	0.48	0.75	0.75	0.36	0.58
Allaoua-Chelloug et al. (2025)	2025	0.73	0.63	0.58	0.36	0.57
Parra et al. (2019)	2019	0.60	0.75	0.58	0.36	0.57
Egas-Moreno et al. (2025)	2025	0.19	0.38	0.75	0.64	0.49
PROMEDIO Latinoamérica		0.56	0.74	0.72	0.57	0.65

Los valores promedio obtenidos revelan una geometría de desarrollo asimétrica, tal como se ilustra en la Figura 3(f). El análisis descriptivo de la muestra regional evidencia un patrón de comportamiento que difiere de las tendencias globales. Los resultados se detallan a continuación.

5.1. Consolidación técnica en el procesamiento lógico e integración de fuentes

A diferencia de los vacíos reportados en la literatura general, la muestra latinoamericana exhibe un desempeño elevado en las dimensiones de tratamiento de fuentes heterogéneas (D2=0.74) y motor de inferencia (D3=0.72). Una posible explicación para este comportamiento es la naturaleza de los entornos institucionales en la región, caracterizados por silos de datos persistentes y sistemas legacy

desconectados, como señala Spoladore et al. (2024) en su revisión sobre sistemas de apoyo a decisiones en dominios clínicos. Los investigadores se enfrentan sistemáticamente a escenarios de datos atomizados, como registros clínicos fragmentados en el modelo SALUS de Larentis et al. (2023), padrones gubernamentales en el estudio de Medina-Nieto et al. (2024), o catálogos académicos locales en el análisis forense de Parra et al. (2019).

Esta fragmentación podría haber incentivado el desarrollo de envoltorios (wrappers) y arquitecturas de mapeo RDF, como proponen Castro et al. (2025) para representación de datos difusos en recursos humanos, y Parra et al. (2019) para integración de fuentes en el ámbito forense. En consecuencia, el rigor analítico de estos sistemas se concentra en resolver la heterogeneidad de los datos mediante motores deductivos locales, como el enfoque de planificación de servicios web de Vallejos et al. (2021) y el modelo de evaluación de producción científica de Guerrero-Sosa et al. (2019). La adopción de estándares lógicos formales como DOLCE y razonadores automáticos (HermiT, Pellet), documentados por Guarino y Welty (2002) para evaluación ontológica y por Allemang y Hendler (2011) para aplicaciones prácticas, permite garantizar la consistencia analítica de los modelos, como ejemplifican Vallejos et al. (2021) y Castro-Aguilar et al. (2026). Sin embargo, esta alta capacidad deductiva opera predominantemente de manera determinista, por lo que la gestión de la incertidumbre continúa representando un margen de mejora significativo. Con excepción de los modelos basados en lógica difusa propuestos por Castro et al. (2025), la mayoría omite la naturaleza imprecisa de los datos empíricos, como los registros de salud analizados por Larentis et al. (2023) y los datos de COVID-19 integrados por Allaoua-Chelloug et al. (2025).

5.2. La brecha de la cosificación semántica y el sesgo funcional

Este dominio técnico contrasta con el bajo desempeño en gestión del conocimiento (D1=0.56). Aunque el 88.8% de los trabajos declara el uso de metodologías ontológicas nominales, principalmente METHONTOLOGY (Fernández-López et al., 1997), la dimensión se devalúa en el proceso de cosificación: el 100% de los artículos evaluados se estanca en niveles empíricos (0.25), como se observa en los trabajos de Vallejos et al. (2021), Guerrero-Sosa et al. (2019) y Larentis et al. (2023), donde el modelado ontológico se reduce a esquemas similares a bases de datos relacionales.

Este hallazgo sugiere una deficiencia conceptual crítica: las ontologías regionales son tratadas como extensiones de esquemas relacionales o taxonomías estáticas, con alcance puramente funcional. Se omiten sistemáticamente procesos cognitivos profundos y formalidades mereológicas, como las discutidas por Riali et al. (2025) sobre lógica difusa y por Varzi (1996) sobre mereotopología. Tampoco se articulan con ontologías fundacionales como UFO, DOLCE o BFO, cuyos fundamentos han sido establecidos por Guizzardi (2006) y actualizados por Guizzardi (2024). Esta falta de fundamentación filosófica degrada el artefacto conceptual a una solución local ad-hoc, restringiendo su reusabilidad e interoperabilidad, como advierten Uschold y Gruninger (1996) en su trabajo clásico sobre principios ontológicos, Euzenat y Shvaiko (2007) en su tratado sobre alineamiento de ontologías, y Allemang y Hendler (2011) en su guía práctica para ontologías. Estudios en diseño de productos y planificación de ensamblajes, como el de Hahmann et al. (2020) sobre mereotopología multidimensional, demuestran que una ontología bien fundamentada evita este tipo de fragmentación.

5.3. Fortalezas de software y brechas de infraestructura y mantenimiento

La arquitectura tecnológica alcanza una puntuación regional intermedia (D4=0.57), superior al promedio global de esta dimensión (0.42), pero con una distribución interna marcadamente desigual. Todos los estudios especifican herramientas tecnológicas y lenguaje semántico, y el 67% alcanza el nivel máximo definido para arquitectura de software. En contraste, la arquitectura de hardware, el procesamiento y el almacenamiento obtienen una puntuación media de 0.39, y ningún estudio documenta una estrategia explícita de mantenimiento del software. Esta asimetría indica que la fortaleza regional se concentra en la capa de software y representación semántica, mientras persisten brechas en la planificación de infraestructura y en el ciclo de vida del sistema. Vallejos et al. (2021) representa el caso con mayor puntuación en D4, mientras que Castro et al. (2025), Allaoua-Chelloug et al. (2025) y Parra et al. (2019) muestran una cobertura más limitada de los componentes físicos de la arquitectura.

6. Recomendaciones para futuras investigaciones

Los hallazgos sintetizados en las matrices globales, en estrecha correspondencia con los resultados del caso de estudio latinoamericano, sugieren cuatro líneas prioritarias de investigación.

En primer lugar, es prioritario superar el sesgo empírico y funcional en la gestión del conocimiento mediante el desarrollo de metodologías que integren explícitamente la cosificación formal, basada en

fundamentos filosóficos y ontologías fundacionales de alto nivel como BFO, DOLCE o UFO (Guarino & Welty, 2002; Guizzardi & Guarino, 2024; Uschold & Gruninger, 1996). Este enfoque, respaldado por la literatura de ingeniería ontológica (Euzenat & Shvaiko, 2007; Kotis et al., 2020), permitiría transformar los esquemas taxonómicos ad-hoc en un ecosistema semántico genuinamente reutilizable e interoperable.

En segundo lugar, se deben proponer mecanismos semánticos robustos para el tratamiento, integración y población de fuentes heterogéneas que incluyan, desde el diseño base, la gestión de la incertidumbre mediante modelos híbridos basados en lógica difusa o probabilística (Bobillo et al., 2007; Carvalho et al., 2017; Costa et al., 2008). Esta línea resulta crítica para escenarios de alta sensibilidad factual como la salud o la administración pública, donde el determinismo rígido de los motores tradicionales limita el soporte real a la toma de decisiones, como lo documentan Noor et al. (2016) y Huitzil et al. (2021) en sus estudios sobre razonamiento incierto.

En tercer lugar, es necesario promover el tránsito desde los sistemas expertos confinados en despliegues monolíticos locales hacia arquitecturas de software basadas en microservicios, almacenamiento distribuido de grafos y procesamiento en paralelo. En este sentido, trabajos como los de Lei et al. (2023) y Urbani y Jacobs (2020) demuestran los beneficios de la distribución en el rendimiento de sistemas basados en conocimiento, mientras que Neumann y Weikum (2010) y Huang et al. (2011) documentan estrategias de optimización para consultas complejas en grafos a gran escala. Estas arquitecturas garantizarían la escalabilidad del motor de inferencia en tiempo real y facilitarían la transferencia tecnológica de los modelos hacia entornos de producción masiva en la nube.

En cuarto lugar, se debe institucionalizar el ciclo de vida y el mantenimiento del software como una fase explícita y gobernada dentro del desarrollo del sistema experto. Como señalan Jacob y Froscher (1990) y Philip (1993), la mantenibilidad es un factor crítico para la sostenibilidad de sistemas basados en reglas, y su omisión conduce a la obsolescencia. Esta fase debe incluir políticas de versionado semántico y actualización de la base de conocimientos, tal como lo proponen García-Peñalvo et al. (2014) y Gómez-Pérez (2004).

Como trabajo futuro, se propone la construcción y validación de una metodología integral que articule de manera equilibrada estas cuatro dimensiones, superando el enfoque fragmentado y mitigando las

asimetrías operativas y conceptuales que restringen el impacto de la disciplina en la región latinoamericana.

7. Limitaciones del estudio

Esta revisión sistemática presenta limitaciones que deben considerarse al interpretar los resultados.

En primer lugar, la búsqueda se limitó a cinco bases de datos académicas (Google Scholar, Semantic Scholar, LitMaps, IEEE Xplore y MPI), lo que pudo excluir literatura relevante indexada en otras plataformas. Asimismo, los criterios de búsqueda se centraron en artículos en inglés y español, lo que pudo omitir contribuciones en otros idiomas.

En segundo lugar, la asignación de puntuaciones en la rúbrica multidimensional implica un juicio interpretativo por parte del investigador. Para mitigar este sesgo, se documentaron las puntuaciones por criterio en la matriz maestra del material suplementario, y se utilizaron criterios operativos claramente definidos para cada nivel. No obstante, la ausencia de validación inter-observador constituye una limitación metodológica.

En tercer lugar, la identificación de estudios latinoamericanos dependió de las afiliaciones institucionales declaradas, lo que pudo omitir colaboraciones internacionales con participación latinoamericana. Además, el reducido número de estudios identificados en la región (n=9) limita la generalización de los hallazgos regionales.

Finalmente, algunos artículos no proporcionaron detalles técnicos suficientes sobre ciertos criterios, lo que requirió asignar la puntuación más baja por defecto, lo que pudo subestimar la puntuación de algunos enfoques.

8. CONCLUSIONES

La revisión sistemática comprendió 47 artículos sobre sistemas expertos basados en ontologías publicados entre 2019 y 2026. El marco resultante se aplicó posteriormente, sin modificar la rúbrica, a un corpus independiente de 9 estudios latinoamericanos.

En relación a cómo se gestiona el conocimiento en los sistemas expertos basados en ontologías (PI1), la gestión del conocimiento es predominantemente funcional y orientada a la aplicación inmediata (91% de los estudios globales), con escasa integración de ontologías fundacionales y reutilización todavía limitada (36% alcanza reutilización total). Esto sugiere que los sistemas se diseñan como soluciones

aisladas más que como artefactos reutilizables y evolutivos, lo que limita su interoperabilidad y ciclo de vida a largo plazo.

En cuanto a los mecanismos utilizados para tratar e integrar fuentes de información heterogéneas (PI2), si bien existen procedimientos de limpieza de datos (49% de los trabajos), solo el 17% alcanza integración completa de fuentes y el 15% alcanza población factual integral. Esto significa que los sistemas dependen de transformaciones sintácticas superficiales que no aprovechan el potencial semántico de las ontologías, lo que limita la calidad y consistencia de la información factual.

Respecto al diseño de los motores de inferencia y la atención que recibe la gestión de la incertidumbre (PI3), los motores están bien especificados en su estructura y enfoque de resolución (100% define su enfoque), pero adolecen de dos deficiencias críticas: la gestión de la incertidumbre es prácticamente inexistente (83% la omiten) y el desacoplamiento arquitectónico es limitado (solo 47% alcanza el nivel máximo). Esto compromete su capacidad para operar en entornos con datos imprecisos o incompletos.

En relación a las arquitecturas tecnológicas utilizadas para implementar estos sistemas (PI4), la mayoría de los sistemas se conciben como prototipos con planificación limitada de infraestructura física (70% no especifica arquitectura de hardware), y sin políticas de mantenimiento (98% no las documenta). Esto impide su despliegue en entornos productivos y condena a los sistemas a una obsolescencia temprana.

Finalmente, en cuanto a las particularidades observadas en los estudios desarrollados en el contexto latinoamericano (PI5), nueve estudios cumplieron los criterios definidos para el análisis regional. El patrón observado muestra puntuaciones altas en tratamiento de fuentes (D2=0.74) y motor de inferencia (D3=0.72), una puntuación intermedia en gestión del conocimiento (D1=0.56) y una arquitectura tecnológica también intermedia (D4=0.57). En esta última dimensión, las fortalezas se concentran en herramientas, lenguaje semántico y arquitectura de software, mientras persisten debilidades en infraestructura física y mantenimiento.

Financiación

Este trabajo no recibió financiación externa.

Declaración sobre uso de inteligencia artificial

Los autores utilizaron OpenAI ChatGPT (GPT-5.6 Sol) para apoyar la verificación aritmética y la consistencia interna de los cálculos reportados, así como para mejorar la estructura, claridad y fluidez

del manuscrito. Todos los resultados asistidos por inteligencia artificial fueron revisados y verificados por los autores, quienes asumen plena responsabilidad por el contenido del trabajo.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Aguilar, G. F. C., Martillo Alcivar, I. A., Silega Martínez, N., Yepez Holguin, J. M., Colombo, K. M. F., Escobar, A. M., & Martínez, N. S. (2026). Conjunto de ontologías para apoyar todo el proceso de desarrollo de software. *Revista Cubana de Ciencias Informáticas*, *20*(1). https://rcci.uci.cu/index.php/RCCI/article/view/13190

Ahmed, S., Gentili, M., Sierra-Sosa, D., & Elmaghraby, A. S. (2022). Multi-layer data integration technique for combining heterogeneous crime data. *Information Processing & Management*, *59*(3), 102879. https://doi.org/10.1016/j.ipm.2022.102879

Alaya, N., Ben Yahia, S., & Lamolle, M. (2015). Predicting the Empirical Robustness of the Ontology Reasoners based on Machine Learning Techniques. *Proceedings of the 7th International Joint Conference on Knowledge Discovery, Knowledge Engineering and Knowledge Management (IC3K 2015) - KEOD*, 61-73. https://doi.org/10.5220/0005599800610073

Alharbi, A. F., Aslam, M. A., Asiry, K. A., Aljohani, N. R., & Glikman, Y. (2024). An ontology-based agriculture decision-support system with an evidence-based explanation model. *Smart Agricultural Technology*, *9*, 100659. https://doi.org/10.1016/j.atech.2024.100659

Allaoua-Chelloug, S., Castro Aguilar, G. F., Silega, N., Martillo Alcívar, I., Ali Muthanna, M. S., & Aziz, A. (2025). A method based on ontologies to support the automatic management of knowledge about Covid-19. *IEEE Latin America Transactions*, *23*(11), 969-979. https://doi.org/10.1109/TLA.2025.11194763

Allemang, D., & Hendler, J. (2011). *Semantic Web for the Working Ontologist: Effective Modeling in RDFS and OWL* (2.ª ed., pp. xiii, 354). Morgan Kaufmann. https://doi.org/10.1016/C2010-0-68657-3

Arvanitou, E.-M., Ampatzoglou, A., Chatzigeorgiou, A., & Carver, J. C. (2021). Software engineering practices for scientific software development: A systematic mapping study. *Journal of Systems and Software*, *172*, 110848. https://doi.org/10.1016/j.jss.2020.110848

Bensalah, M., Boujelben, A., Hentati, Y., Baklouti, M., & Abid, M. (2022). Ontology Based SWRL Rules for Diagnostic of Tumoral Bone Pathologies. *International Journal of Computer Information Systems and Industrial Management Applications*, *14*, 363-373. https://doi.org/10.1007/978-3-030-96308-8_12

Bermúdez Amaya, M. O. (2025). Modeling an internet of things architecture to manage atmospheric carbon emissions in cities. *Revista Boletín Redipe*, *14*(3), 70-111. https://doi.org/10.36260/sb1hxz02

Bobillo, F., Delgado, M., & Gómez-Romero, J. (2007). Extending Fuzzy Description Logics with a Possibilistic Layer. En F. Bobillo, P. C. G. da Costa, C. d'Amato, N. Fanizzi, F. Fung, T. Lukasiewicz, … P. Vojtás (Eds.), *Proceedings of the Third ISWC Workshop on Uncertainty Reasoning for the Semantic Web (URSW 2007)* (Vol. 327, pp. 61-73). CEUR-WS.org. https://doi.org/10.5555/2889833.2889847

Boell, S. K., & Cecez-Kecmanovic, D. (2014). A Hermeneutic Approach for Conducting Literature Reviews and Literature Searches. *Communications of the Association for Information Systems*, *34*. https://doi.org/10.17705/1cais.03412

Borgo, S., Ferrario, R., Gangemi, A., Guarino, N., Masolo, C., Porello, D., … Vieu, L. (2022). DOLCE: A Descriptive Ontology for Linguistic and Cognitive Engineering. *Applied Ontology*, *17*(1), 45-69. https://doi.org/10.3233/AO-210259

Carvalho, R. N., Laskey, K. B., & Costa, P. C. G. (2017). PR-OWL – a language for defining probabilistic ontologies. *International Journal of Approximate Reasoning*, *91*, 56-79. https://doi.org/10.1016/j.ijar.2017.08.011

Castro, G. F., Martillo Alcivar, I. A., Silega Martínez, N., Yepez Holguin, J. M., & Trujillo Casañola, Y. (2025). Ontología para representar datos difusos sobre los recursos humanos en proyectos de la Universidad de Guayaquil. *Revista Cubana de Ciencias Informáticas*, *19*(1). https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=10408944

Ceylan, İ. İ., & Peñaloza, R. (2017). The Bayesian Ontology Language BEL. *Journal of Automated Reasoning*, *58*(1), 67-95. https://doi.org/10.1007/s10817-016-9386-0

Chandra, R., Tiwari, S., Agarwal, S., & Singh, N. (2023). Semantic web-based diagnosis and treatment of vector-borne diseases using SWRL rules. *Knowledge-Based Systems*, *274*, 110645. https://doi.org/10.1016/j.knosys.2023.110645

Chen, G., Jiang, T., Wang, M., Tang, X., & Ji, W. (2020). Modeling and reasoning of IoT architecture in semantic ontology dimension. *Computer Communications*, *153*, 580-594. https://doi.org/10.1016/j.comcom.2020.02.006

Chessa, A., Fenu, G., Motta, E., Osborne, F., Reforgiato Recupero, D., Salatino, A., & Secchi, L. (2023). Data-Driven Methodology for Knowledge Graph Generation Within the Tourism Domain. *IEEE Access*, *11*, 67567-67599. https://doi.org/10.1109/access.2023.3292153

Choukri, D. (2014). A New Distributed Expert System to Ontology Evaluation. *Procedia Computer Science*, *37*, 48-55. https://doi.org/10.1016/j.procs.2014.08.011

Costa, P. C. G. da, Laskey, K. B., & Laskey, K. J. (2008). PR-OWL: A Bayesian Ontology Language for the Semantic Web. En P. C. G. da Costa, C. d'Amato, N. Fanizzi, K. B. Laskey, K. J. Laskey, T. Lukasiewicz, … M. Pool (Eds.), *Uncertainty Reasoning for the Semantic Web I* (Vol. 5327, pp. 88-107). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-540-89765-1_6

Ding, Y., Fensel, D., Klein, M. C. A., & Omelayenko, B. (2002). The semantic web: yet another hip? *Data & Knowledge Engineering*, *41*(2-3), 205-227. https://doi.org/10.1016/S0169-023X(02)00027-9

Egami, S., Yamamoto, Y., Ohmukai, I., & Okumura, T. (2023). CIRO: COVID-19 infection risk ontology. *PLOS ONE*, *18*(3), e0282291. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0282291

Egas Moreno, F. G., Robles Quiñónez, G. D., Benites Valverde, L. A., Cifuentes Quiñónez, L. M., & Campaña Bone, C. A. (2025). Expert systems for the planning and management of personnel training in public institutions in the city of Esmeraldas. *Revista Científica Interdisciplinaria Investigación y Saberes*, *15*(1), 121-149. https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=10137029

Euzenat, J., & Shvaiko, P. (2007). *Ontology Matching* (1.ª ed.). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-540-49612-0

Femi Aminu, E., Oyefolahan, I. O., Bashir Abdullahi, M., & Salaudeen, M. T. (2020). A Review on Ontology Development Methodologies for Developing Ontological Knowledge Representation Systems for various Domains. *International Journal of Information Engineering and Electronic Business*, *12*(2), 28-39. https://doi.org/10.5815/ijieeb.2020.02.05

Fernández-López, M., Gómez-Pérez, A., & Juristo, N. (1997). METHONTOLOGY: From Ontological Art Towards Ontological Engineering. *Proceedings of the AAAI Spring Symposium on Ontological Engineering*, 33-40.

García-Peñalvo, F. J., Ordónez de Pablos, P., García, J., & Therón, R. (2014). Using OWL-VisMod through a decision-making process for reusing OWL ontologies. *Behaviour & Information Technology*, *33*(5), 426-442. https://doi.org/10.1080/0144929x.2012.709538

Gašević, D., Djurić, D., & Devedžić, V. (2006). *Model Driven Architecture and Ontology Development* (1.ª ed., pp. XVIII, 312). Springer. https://doi.org/10.1007/3-540-32182-9

Gomez, M. J., Ruipérez-Valiente, J. A., & Clemente, F. J. G. (2024). Developing and validating interoperable ontology-driven game-based assessments. *Expert Systems with Applications*, *248*, 123370. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.123370

Gómez-Pérez, A. (2004). Ontology Evaluation. En *Handbook on Ontologies* (pp. 251-273). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-540-24750-0_13

Goncalves, R. S., Matentzoglu, N., Parsia, B., & Sattler, U. (2013). The Empirical Robustness of Description Logic Classification. En B. Glimm & Y. Hu (Eds.), *Proceedings of the 3rd International Workshop on OWL Reasoner Evaluation (ORE 2013)* (Vol. 1014, pp. 1-12). CEUR-WS.org. https://doi.org/10.5555/2874399.2874469

Gribova, V. V., Kul'chin, Yu. N., Petryaeva, M. V., Okun', D. B., Kovalev, R. I., & Shalfeeva, E. A. (2022). An Intelligent System for Medical Decision Support in Differential Diagnosis and Treatment of COVID-19. *Herald of the Russian Academy of Sciences*, *92*(4), 511-519. https://doi.org/10.1134/s1019331622040128

Gruber, T. R. (1993). A translation approach to portable ontology specifications. *Knowledge Acquisition*, *5*(2), 199-220. https://doi.org/10.1006/knac.1993.1008

Gruhier, E., Demoly, F., Dutartre, O., Abboudi, S., & Gomes, S. (2015). A formal ontology-based spatiotemporal mereotopology for integrated product design and assembly sequence planning. *Advanced Engineering Informatics*, *29*(3), 495-512. https://doi.org/10.1016/j.aei.2015.04.004

Guarino, N. (1997). Understanding, building and using ontologies. *International Journal of Human-Computer Studies*, *46*(2-3), 293-310. https://doi.org/10.1006/ijhc.1996.0091

Guarino, N. (1998). Formal Ontology and Information Systems. *Proceedings of the 1st International Conference on Formal Ontology in Information Systems (FOIS'98)*, 3-15. https://api.semanticscholar.org/CorpusID:7783960

Guarino, N., & Welty, C. (2002). Evaluating ontological decisions with OntoClean. *Communications of the ACM*, *45*(2), 61-65. https://doi.org/10.1145/503124.503150

Guerrero Sosa, J. D. T., Menéndez Domínguez, V. H., Castellanos Bolaños, M. E., & Gómez Montalvo, J. R. (2019). Use of an Ontological Model to Assess the Relevance of Scientific Production. *IEEE Latin America Transactions*, *17*(09), 1424-1431. https://doi.org/10.1109/tla.2019.8931135

Guizzardi, G. (2006). The role of foundational ontologies for conceptual modeling and domain ontology representation. *2006 7th International Baltic Conference on Databases and Information Systems*, 17-25. https://doi.org/10.1109/DBIS.2006.1678468

Guizzardi, G., Benevides, A. B., Fonseca, C. M., Porello, D., Almeida, J. P. A., & Sales, T. P. (2022). UFO: Unified Foundational Ontology. *Applied Ontology*, *17*(1), 167-210. https://doi.org/10.3233/AO-210256

Guizzardi, G., & Guarino, N. (2024). Explanation, semantics, and ontology. *Data and Knowledge Engineering*, *153*(102325). https://doi.org/10.1016/j.datak.2024.102325

Hahmann, T. (2020). CODI: A multidimensional theory of mereotopology with closure operations. *Applied Ontology*, *15*(3), 251-311. https://doi.org/10.3233/ao-200233

Hamim, T., Benabbou, F., & Sael, N. (2021). An Ontology-based Decision Support System for Multi-objective Prediction Tasks. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, *12*(12). https://doi.org/10.14569/ijacsa.2021.0121224

Hamrouni, B., Bourouis, A., Korichi, A., & Brahmi, M. (2021). Explainable Ontology-Based Intelligent Decision Support System for Business Model Design and Sustainability. *Sustainability*, *13*(17), 9819. https://doi.org/10.3390/su13179819

Haque, A. K. M. B., Arifuzzaman, B. M., Siddik, S. A. N., Kalam, A., Shahjahan, T. S., Saleena, T. S., … Hossain, Md. J. (2022). Semantic Web in Healthcare: A Systematic Literature Review of Application, Research Gap, and Future Research Avenues. *International Journal of Clinical Practice*, *2022*(1), 6807484. https://doi.org/10.1155/2022/6807484

Huang, J., Abadi, D. J., & Ren, K. (2011). Scalable SPARQL querying of large RDF graphs. *Proceedings of the VLDB Endowment*, *4*(11), 1123-1134. https://doi.org/10.14778/3402707.3402747

Huitzil, I., Molina-Solana, M., Gómez-Romero, J., & Bobillo, F. (2021). Minimalistic fuzzy ontology reasoning: An application to Building Information Modeling. *Applied Soft Computing*, *103*, 107158. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2021.107158

Ivanova, T. (2026). Ontology-Based Layered Hybrid AI-Driven Knowledge Model for Personalized E-Learning. *Mathematics*, *14*(5), 808. https://doi.org/10.3390/math14050808

Jacob, R. J. K., & Froscher, J. N. (1990). A software engineering methodology for rule-based systems. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, *2*(2), 173-189. https://doi.org/10.1109/69.54718

Jing, X., Min, H., Gong, Y., Biondich, P., Robinson, D., Law, T., … Gimbel, R. (2023). Ontologies Applied in Clinical Decision Support System Rules: Systematic Review. *JMIR Medical Informatics*, *11*, e43053. https://doi.org/10.2196/43053

Kotis, K. I., Vouros, G. A., & Spiliotopoulos, D. (2020). Ontology engineering methodologies for the evolution of living and reused ontologies: status, trends, findings and recommendations. *The Knowledge Engineering Review*, *35*, e4. https://doi.org/10.1017/s0269888920000065

Kropotin, A. A. (2014). Evaluating OWL 2 Reasoners in the Context of Checking Entity-Relationship Diagrams During Software Development. En S. Bail, B. Glimm, E. Jiménez-Ruiz, N. Matentzoglu, B. Parsia, & A. Steigmiller (Eds.), *Informal Proceedings of the 3rd International Workshop on OWL Reasoner Evaluation (ORE 2014) co-located with the Vienna Summer of*

Logic (VSL 2014) (Vol. 1207, pp. 44-50). CEUR-WS.org. https://ceur-ws.org/Vol-1207/paper_8.pdf

Lachgar, N., Essabbar, M., Saikouk, H., & El Hilali Alaoui, A. (2025). Development of an Expert System for Precision Irrigation: Knowledge Modeling Approach. *IEEE Access*, *13*, 165623-165644. https://doi.org/10.1109/access.2025.3612263

Larentis, A. V., Barbosa, D. N. F., & Barbosa, J. L. V. (2023). SALUS: A Model for Educational Assistance in Noncommunicable Chronic Diseases. *IEEE Latin America Transactions*, *21*(3), 360-366. https://doi.org/10.1109/tla.2023.10068839

Lei, C., Quamar, A., Efthymiou, V., Özcan, F., & Alotaibi, R. (2023). HERMES: data placement and schema optimization for enterprise knowledge bases. *The VLDB Journal*, *32*(3), 549-574. https://doi.org/10.1007/s00778-022-00756-y

Li, Z., Li, X., & Lin, X. (2025). Design and Implementation of a Platform for Business Intelligence Knowledge Mining and Graph Construction Based on Deep Learning. *Proceedings of the 2nd International Symposium on Integrated Circuit Design and Integrated Systems (ICDIS 2025)*. https://doi.org/10.1145/3772326.3774722

Limam, H., Jarrar, H., Akaichi, Y., & Oueslati, W. (2025). Smart Decision-Making in Mobile Healthcare Information Systems: An Ontology-Based Approach to Emergency Management. *Artificial Intelligence Topics and Applications*, *1*(1), 43-58. https://doi.org/10.20944/preprints202505.0045.v1

Lin, Y.-J., & Tu, Y.-M. (2025). A Scalable IoT-driven Smart Agriculture System: Ontology-based Inference and Automation for Hydroponic Farming. *Sensors and Materials*, *37*(3), 883. https://doi.org/10.18494/sam5410

Marriam, R., Mohamad, R., & Moi, S. H. (2026). Self-Adaptive Ontology-Based Framework for Dynamic Rumor Detection. *JOIV : International Journal on Informatics Visualization*, *10*(2), 511. https://doi.org/10.62527/joiv.10.2.5240

Medina Nieto, M. A., López Domínguez, E., De la Calleja Mora, J., Hernández Velázquez, Y., & Arrieta Díaz, D. (2024). Quality Assessment and Semantic Representation of the Module on

Cyberbullying: Uso del estándar ISO/IEC 25012. *IEEE Latin America Transactions*, *22*(1), 6-14. https://doi.org/10.1109/TLA.2024.10375733

Mitrevski, T., & Nash, S. (2022, mayo). How to Quickly Prototype a Scalable Graph Architecture: A Framework for Rapid Knowledge Graph Implementation. *Proceedings of the Knowledge Graph Conference (KGC) 2022*. https://doi.org/10.5281/zenodo.6468232

Mizoguchi, R. (2012). On scalability of the Semantic Web. *Journal of Zhejiang University SCIENCE C*, *13*(4), 245-246. https://doi.org/10.1631/jzus.c1101005

Mustapha, A. M., Abioye, T. E., Oyedele, O., Okikiola, F. M., & Alonge, C. Y. (2023). A Systematic Literature Review of Ontology-Based Techniques in Medical Diagnosis. *SSRN Electronic Journal*. https://doi.org/10.2139/ssrn.4394368

Neumann, T., & Weikum, G. (2010). The RDF-3X engine for scalable management of RDF data. *The VLDB Journal*, *19*(1), 91-113. https://doi.org/10.1007/s00778-009-0165-y

Noor, M. H. M., Salcic, Z., & Wang, K. I.-K. (2016). Enhancing ontological reasoning with uncertainty handling for activity recognition. *Knowledge-Based Systems*, *114*, 47-60. https://doi.org/10.1016/j.knosys.2016.09.028

Nzuza, N., & Siebörger, I. (2025). Success and failure of ICT for economic development (ICT4EcD) projects in the Global South: Scoping review of underlying factors. *The African Journal of Information and Communication (AJIC)*, *36*, 1-23. https://doi.org/10.23962/ajic.i36.24415

Paneque, M., Roldán-García, M. del M., & García-Nieto, J. (2023). A Semantic Model for Enhancing Data-Driven Open Banking Services. *Applied Sciences*, *13*(3), 1447. https://doi.org/10.3390/app13031447

Pańkowska, M., Żytniewski, M., Tomaszek, K., Kozak, M., & Spinczyk, D. (2024). Ontology-Driven Process-Based Laboratory Information Management System. En B. Marcinkowski, A. Przybyłek, A. Jarzębowicz, N. Iivari, E. Insfran, M. Lang, … C. Schneider (Eds.), *Proceedings of the International Conference on Information Systems Development (ISD 2024)* (pp. 1-4). University of Gdańsk. https://doi.org/10.62036/ISD.2024.86

Parra, B., Vegetti, M., & Leone, H. (2019). Advances in the application of Ontologies in the area of Digital Forensic Electronic Mail. *IEEE Latin America Transactions*, *17*(10), 1694-1705. https://doi.org/10.1109/tla.2019.8986448

Pfaff-Kastner, M. M.-L., Wunderlich, T., Wenzel, K., & Ihlenfeldt, S. (2025). Roxana ontology: a standard-based knowledge model for the formalisation of adaptive human-based processes in the manufacturing industry. *International Journal of Production Research*, *63*(1), 371-394. https://doi.org/10.1080/00207543.2024.2360086

Philip, G. C. (1993). Guidelines on improving the maintainability and consultation of rule-based expert systems. *Expert Systems with Applications*, *6*(2), 169-179. https://doi.org/10.1016/0957-4174(93)90007-S

Pruvost, H., Wilde, A., & Enge-Rosenblatt, O. (2023). Ontology-Based Expert System for Automated Monitoring of Building Energy Systems. *Journal of Computing in Civil Engineering*, *37*(1), 04022054. https://doi.org/10.1061/(asce)cp.1943-5487.0001065

Pyshkin, E., & Kuznetsov, A. (2015). Approach to Building a Web-based Expert System Interface and Its Application for Software Provisioning in Clouds. *Annals of Computer Science and Information Systems*, *5*, 343-354. https://doi.org/10.15439/2015f142

Riali, I., Fareh, M., & Bobillo, F. (2025). ProbFuzzOnto: A Fuzzy Ontology-Driven Uncertainty Approach Using Fuzzy Bayesian Networks. *International Journal of Fuzzy Systems*, *27*(3), 680-700. https://doi.org/10.1007/s40815-024-01796-y

Safana, A. I., & Maikudi, A. (2022). An expert system or knowledge based software is regarded as the basement of an artificial intelligence. *CERN European Organization for Nuclear Research - Zenodo*. https://doi.org/10.5281/zenodo.7067697

Schneider, G. F., Kontes, G. D., Qiu, H., Silva, F. J., Bucur, M., Malanik, J., … Grün, G. (2020). Design of knowledge-based systems for automated deployment of building management services. *Automation in Construction*, *119*, 103402. https://doi.org/10.1016/j.autcon.2020.103402

Shin, J., Fujiwara, T., Saitsu, H., & Yamaguchi, A. (2025). Ontology-based expansion of virtual gene panels to improve diagnostic efficiency for rare genetic diseases. *BMC Medical Informatics and Decision Making*, *25*(S1), 59. https://doi.org/10.1186/s12911-025-02910-2

Shoaip, N., Rezk, A., El-Sappagh, S., Alarabi, L., Barakat, S., & Elmogy, M. M. (2021). A Comprehensive Fuzzy Ontology-Based Decision Support System for Alzheimer's Disease Diagnosis. *IEEE Access*, *9*, 31350-31372. https://doi.org/10.1109/access.2020.3048435

Silva, A., Pimentel, A. R., Riechi, T., & Fogaça, T. (2026). PRIORI: An Ontology-Based Approach with a Context-Sensitive Chatbot for Classifying Risk and Protective Factors in Child Health. *Proceedings of the 28th International Conference on Enterprise Information Systems, ICEIS 2026, Benidorm, Spain, May 22-24, 2026, Volume 2*, 1038-1044. https://doi.org/10.5220/0014819900004018

Smirnov, A., Levashova, T., Ponomarev, A., & Shilov, N. (2021). Methodology for Multi-Aspect Ontology Development: Ontology for Decision Support Based on Human-Machine Collective Intelligence. *IEEE Access*, *9*, 135167-135185. https://doi.org/10.1109/access.2021.3116870

Smith, B. (2012). Classifying Processes: An Essay in Applied Ontology. *Ratio*, *25*(4), 463-488. https://doi.org/10.1111/j.1467-9329.2012.00557.x

Spoladore, D., Tosi, M., & Lorenzini, E. C. (2024). Ontology-based decision support systems for diabetes nutrition therapy: A systematic literature review. *Artificial Intelligence in Medicine*, *151*, 102859. https://doi.org/10.1016/j.artmed.2024.102859

Stocker, M., Seaborne, A., Bernstein, A., Kiefer, C., & Reynolds, D. (2008). SPARQL basic graph pattern optimization using selectivity estimation. *Proceedings of the 17th international conference on World Wide Web*, 595-604. https://doi.org/10.1145/1367497.1367578

Tafech, A., & Rabhi, F. (2025). CEDAR: An Ontology-Based Framework Using Event Abstractions to Contextualise Financial Data Processes. *Electronics*, *15*(1), 145. https://doi.org/10.3390/electronics15010145

Trappey, A. J. C., Trappey, C. V., Chen, C. H., & Anggrahini, D. (2024). Ontology-based patent analysis for bike-sharing services: Identifying competitive advantages of a product-service business. *Asia Pacific Management Review*, *29*(4), 384-396. https://doi.org/10.1016/j.apmrv.2024.09.005

Urbani, J., & Jacobs, C. (2020). Adaptive Low-level Storage of Very Large Knowledge Graphs. *Proceedings of The Web Conference 2020*, 1761-1772. https://doi.org/10.1145/3366423.3380246

Uschold, M., & Gruninger, M. (1996). Ontologies: principles, methods and applications. *The Knowledge Engineering Review*, *11*(2), 93-136. https://doi.org/10.1017/s0269888900007797

Vahidnia, M. H., Minaei, M., & Behzadi, S. (2024). An ontology-based web decision support system to find entertainment points of interest in an urban area. *Geo-spatial Information Science*, *27*(2), 505-522. https://doi.org/10.1080/10095020.2022.2161954

Vallejos, S., Da Rocha Araujo, L., Rodriguez, G., Berdun, L., & Toscani, R. (2021). Preference-based AI Planning for Web Service Composition. *IEEE Latin America Transactions*, *18*(11), 1987-1995. https://doi.org/10.1109/TLA.2020.9099763

Varzi, A. C. (1996). Parts, Wholes, and Part-Whole Relations: The Prospects of Mereotopology. *Data and Knowledge Engineering*, *20*(3), 259-286. https://doi.org/10.1016/S0169-023X(96)00017-3

Wu, H., Zhong, Y., Tian, Y., Jiang, S., & Luo, L. (2021). Automatic diagnosis of COVID-19 infection based on ontology reasoning. *BMC Medical Informatics and Decision Making*, *21*(S9), 271. https://doi.org/10.1186/s12911-021-01629-0

Zhang, Z., Xu, D., An, J., Yang, M., Xie, S., & Deng, N. (2026). Ontology-based dietary recommendation system for Chinese children and adolescents: development and a pilot validation study. *Frontiers in Public Health*, *14*, 1780898. https://doi.org/10.3389/fpubh.2026.1780898