

Integración de IA, pensamiento computacional, reconocimiento de patrones y abstracción en estudiantes de programación: una revisión sistemática

Integration of AI, Computational Thinking, Pattern Recognition, and Abstraction in Programming Students: A Systematic Review

Juan Pablo Vallejo Bernal*, Instituto Tecnológico Metropolitano, ITM, Medellín-Colombia (Colombia) (juanvallejob@itm.edu.co) (<https://orcid.org/0000-0003-0027-9294>)
Paula Andrea Rodríguez Marín, Instituto Tecnológico Metropolitano, ITM, Medellín-Colombia (Colombia) (paularodriguez@itm.edu.co) (<https://orcid.org/0000-0002-3547-560X>)
Marta Rosecler Bez, Universidade Feevale, Novo Hamburgo-Brasil (Brasil) (martabez@feevale.br) (<https://orcid.org/0000-0002-5542-8229>)

* Indicates the corresponding author

RESUMEN

Esta revisión sistemática tipo umbrella analiza la convergencia entre pensamiento computacional, abstracción computacional, reconocimiento de patrones e inteligencia artificial en la formación de estudiantes de programación. Se examinaron 50 estudios publicados hasta mayo de 2025 sin restricción del año de publicación, seleccionados de bases de datos como Scopus, Web of Science, IEEE Xplore entre otras, bajo el protocolo PRISMA. El análisis temático permitió identificar patrones recurrentes y vacíos significativos en dicha convergencia. Entre los hallazgos se destaca que, aunque existe abundante literatura sobre cada eje por separado, ningún estudio integra de forma simultánea los cuatro componentes. Además, el 64,7% de las revisiones abordan solo uno de los conceptos, lo cual evidencia una fragmentación conceptual. Esta revisión propone un marco integrador para la enseñanza de la programación que articule estas dimensiones, y plantea líneas futuras de investigación que aborden la creación de marcos pedagógicos, instrumentos de evaluación y validación empírica en contextos formativos.

ABSTRACT

This umbrella systematic review analyzes the convergence between computational thinking, computational abstraction, pattern recognition, and artificial intelligence in the training of programming students. A total of 50 studies published up to May 2025 – without restrictions on the year of publication – were examined, selected from databases such as Scopus, Web of Science, IEEE Xplore, among others, following the PRISMA protocol. The thematic analysis identified recurring patterns and significant gaps in this convergence. Findings reveal that, although there is abundant literature on each axis separately, no study simultaneously integrates all four components. Moreover, 64.7% of the reviews address only one of the concepts, highlighting a conceptual fragmentation. This review proposes an integrative framework for programming education that brings together these dimensions, outlining future research directions focused on the development of pedagogical frameworks, assessment instruments, and empirical validation in educational contexts.

PALABRAS CLAVE | KEYWORDS

Pensamiento computacional, abstracción computacional, reconocimiento de patrones, inteligencia artificial, desarrollo de software.

Computational Thinking, Computational Abstraction, Pattern Recognition, Artificial Intelligence, Software Development.

1. Introducción

En la educación existe una creciente preocupación por cómo enseñar programación de manera efectiva, integrando competencias cognitivas clave con tecnologías emergentes. Con el constante crecimiento y avances en cuanto a inteligencia artificial (IA) y los diferentes enfoques en pensamiento computacional contribuyen a la transformación de los entornos de educación, la intersección entre las habilidades de pensamiento fundamentales y tecnologías de punta, siguen constituyéndose como un territorio con amplio espectro para su estudio. Pero dicho territorio se enfrenta a una estructura rígida y es la de los currículos universitarios, los cuales se caracterizan por tener planes de estudio poco flexibles y una lenta adaptación a las nuevas tecnologías, lo que se convierte en un desafío crítico en cuanto a la incorporación de nuevos e innovadores enfoques en la educación superior (Voogt et al., 2015).

En las últimas dos décadas, elementos como el pensamiento computacional han tomado tanta fuerza que ha sido elevado a la categoría de “habilidad fundamental” en la formación de los seres humanos en ciencias de la computación, en especial por su énfasis en etapas como la descomposición de problemas, el diseño de algoritmos y el razonamiento lógico (Grover y Pea, 2013; Korkmaz et al., 2017; Wing, 2006). Estudios recientes confirman las mejoras significativas en el rendimiento académico de los estudiantes de diferentes niveles en cuanto al desarrollo lógico y metacognitivo (Liu et al., 2024; Montuori et al., 2023). Aunque hay resultados que comienzan a enmarcar el fortalecimiento del pensamiento computacional como una herramienta de gran alcance e impacto positivo en los procesos de formación, gran parte de la literatura sigue abordando el tema de forma independiente y aislada, sin ningún vínculo que permita fortalecerlo con otras operaciones cognitivas esenciales del ser humano. En este sentido, han sido varios los autores que han advertido sobre la rigidez y limitantes de los currículos, imposibilitando la conexión de manera transversal de las competencias del pensamiento computacional, reduciendo así las oportunidades de fomentar tanto la creatividad, reconocimiento de patrones y abstracción en contextos de enseñanza formal (Czerkowski y Lyman, 2015; Yadav et al., 2017).

Una de las operaciones fundamentales mencionadas con anterioridad es la abstracción computacional, la cual se entiende como la capacidad para la construcción de representaciones que simplifican sistemas complejos, esta habilidad se configura como fundamental en el aprendizaje computacional y en la escalabilidad en cuanto a las estrategias para la solución de problemas (Ezeamuzie et al., 2022; Fudholi y Capiluppi, 2026). Sin embargo, la integración sistemática de las mismas a los planes de estudio y formación en escenarios educativos sigue teniendo grandes limitaciones, lo que da lugar a que los enfoques didácticos sigan fragmentados (Espinal et al., 2024). En este mismo sentido, Braun y Clarke (2006) ofrecen un marco de análisis temático, útil para comprender como surgen estas habilidades en escenarios educativos y poder reforzar la necesidad de contemplar su presencia en los mismos. A pesar de encontrarse limitaciones, la literatura también remarca que la introducción de tecnologías basadas en IA puede comportarse como un catalizador en pro de mejorar las barreras estructurales de los sistemas pedagógicos, promoviendo una innovación sostenible que habilite una convergencia más efectiva entre competencias cognitivas y marcos curriculares tradicionales (Luckin et al., 2016; Zawacki-Richter et al., 2019).

El reconocimiento de patrones, como otro de los elementos fundamentales del pensamiento computacional, permite a los estudiantes identificar y llevar al campo de la generalización las regularidades que se encuentran en las estructuras de los algoritmos, en los datos y también en fragmentos de código. Su papel principal es la optimización algorítmica y la transferencia de conocimiento entre dominios (da Silva Junior et al., 2022; Karamizadeh et al., 2015). A pesar de ello, la integración de esta habilidad con la pedagogía sigue siendo mínima, y en pocas ocasiones se conecta de manera explícita con la abstracción y el resto de los elementos del pensamiento computacional. Algunos autores como Singh et al. (2012) han explorado el potencial de estas habilidades en procesos de evaluación automatizada, y es allí donde hacen hincapié sobre la necesidad de uso de estas competencias en los entornos educativos.

Paralelo a este crecimiento de las habilidades mencionadas, la incorporación de la inteligencia artificial en los procesos de enseñanza de la programación ha tomado una gran relevancia en los últimos años. En este punto los modelos de IA generativa, IA explicable (XAI) y sistemas de aprendizaje adaptativos han demostrado ser de gran utilidad en el apoyo que se requiere cuando de aprendizaje autónomo se habla, automatizar retroalimentaciones y personalizar procesos a través de la instruccionalidad (Angius, 2013; Arrieta et al., 2020; Hurt et al., 2023; Tlili, 2024). Sin embargo, aún no es comprensible como estas tecnologías y habilidades cognitivas como el pensamiento computacional, la abstracción y el reconocimiento de patrones,

podrían integrarse de manera más eficiente para formar modelos pedagógicos unificados consistentes. En las revisiones de Weber et al. (2023), así como Brasse et al. (2023), se evidencia la profundización en la aplicabilidad de la IA explicable en entornos de programación y el favorecimiento de este en los resultados que se obtienen posteriormente.

Lo que se pudo detectar a través de este trabajo, es que en la actualidad no existen revisiones sistemáticas que hayan abordado una unión integral de estos componentes con miras de integrarlos a la formación en programación. Aunque se han publicado múltiples revisiones sobre cada uno de estos ejes por separado —tales como pensamiento computacional (Smit et al., 2024; Zhang et al., 2024), abstracción computacional (Ezeamuzie et al., 2022), reconocimiento de patrones (da Silva Junior et al., 2022) y aplicaciones educativas de IA (Slimi y Carballido, 2023; Zawacki-Richter et al., 2019)— la ausencia de una perspectiva integradora limita el avance hacia marcos pedagógicos robustos y convergentes. Además, reflexiones como las de Kurzweil (2013) sobre el pensamiento humano y los sistemas inteligentes, refuerzan la pertinencia de articular estas dimensiones para una formación integral

Por tanto, el presente trabajo propone una revisión sistemática de revisiones previas, con el objetivo de identificar, sintetizar y analizar críticamente cómo la literatura existente aborda la intersección entre el pensamiento computacional, la abstracción computacional, el reconocimiento de patrones y la inteligencia artificial en el contexto de la enseñanza de programación. Dado todo el contexto, esta revisión tiene como objeto principal aportar significativamente en el cerrado de una brecha que reúne actores tales como la investigación educativa y las tendencias contemporáneas para el mejoramiento de las experiencias de aprendizaje en programación, también exponer las discontinuidades temáticas y proponer un marco de conceptualización integrada que permita el fundamento de nuevas prácticas pedagógicas basadas en la convergencia cognitiva y tecnológica. Esta transformación también debe ser considerada desde la perspectiva ética y con orientación hacia el control del sesgo, aportando hacia la inclusión y formación, tal como lo proponen Flores-Vivar y García-Peñalvo (2023), al enmarcar el uso de la IA y su importancia en el establecimiento de compromisos para una educación con calidad.

Este estudio se justifica debido a que la literatura reciente reporta avances aislados en cuanto a pensamiento computacional, abstracción computacional, reconocimiento de patrones e IA, y aún se carece de un marco integrador que permita operacionalizar y evaluar conjuntamente el efecto de estas competencias en la educación superior y formación de programadores. Nuestro propósito es hacer una síntesis con la evidencia y describir una ruta de integración técnica, que sea medible y que conecte objetivos de aprendizaje, infraestructura de IA y evaluaciones alineadas, para reducir la fragmentación entre los temas y mejorar los resultados observables.

2. Metodología

El estudio presentado a través de este artículo, corresponde una revisión sistemática de revisiones previas, que han tenido como objetivo identificar la existencia o no de la integración de manera crítica y analítica de estudios que abordan cuatro dimensiones claras en la enseñanza de la programación: pensamiento computacional, abstracción computacional, reconocimiento de patrones en desarrollo de software e inteligencia artificial integrada como una herramienta de soporte en la creación de código fuente. Este enfoque metodológico es seleccionado con el fin de responder a la necesidad de cerrar las brechas entre un vacío detectado en la literatura científica y es el de que los diferentes temas mencionados están fragmentados y que han sido abordados de manera aislada, sin que hayan ofrecido una visión articuladora acerca de cómo podría impactar de manera interrelacionada lo pedagógico y lo cognitivo. Para esta revisión se tuvo como base los lineamientos del estándar PRISMA y se sustenta bajo un procedimiento sistemático y reproducible, lo cual permite la garantía de la validez del proceso de selección, síntesis e interpretación de los hallazgos (Page et al., 2021). También, se considera el valor estructural que aportan la *umbrella reviews* como estrategia para la incorporación de evidencias secundarias, tales como trabajos de síntesis en dominios de mayor complejidad como la educación apoyada por la IA (Zawacki-Richter et al., 2019) y la evaluación del pensamiento computacional (Zhang et al., 2024). A modo complementario, otra de las recomendaciones metodológicamente hablando, fueron las de Kitchenham et al. (2009) para revisiones con temas relacionados a la ingeniería de software, con el fin de mejorar la trazabilidad y reproducibilidad de los resultados obtenidos en contextos tanto tecnológicos como educativos.

2.1. Tipo de estudio

La presente revisión se enmarca en lo que se denomina *umbrella reviews* o revisiones sistemáticas de revisiones, la cual tiene una orientación a la sinterización de estudios de carácter secundario sobre los cuales han sido aplicadas metodologías rigurosas en revisiones sistemáticas, que han partido del metaanálisis o mapeos sistemáticos que han rodeado los cuatro constructos analizados: pensamiento computacional, abstracción computacional, reconocimiento de patrones e IA integrada a la programación. Esta modalidad a su vez permite que haya una detección de áreas de convergencia, vacíos en cuanto a la metodología, contradicciones y oportunidades para una mejor integración conceptual (Angius, 2013; Zawacki-Richter et al., 2019; Zhang et al., 2024). De la misma manera, revisiones como la de Roy y Vasa (2025), han evidenciado el potencial de la metodología utilizada en cuanto a la identificación de patrones recurrentes en los contextos que contienen un alto nivel de especialización, lo cual refuerza de manera positiva su aplicabilidad en los campos de la educación y formación en programación. En este sentido la elección de un diseño tipo *umbrella review* también responde al interés de mostrar como los modelos sistemáticos que han sido identificados en la literatura son capaces de propiciar convergencia cognitiva incluso en escenarios con dispersión conceptual y rigidez en los contenidos curriculares.

2.2. Marco de referencia metodológico

La revisión siguió el protocolo PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses) para garantizar exhaustividad, transparencia y coherencia metodológica en las etapas de identificación, selección, elegibilidad e inclusión (Page et al., 2021). Además, se tomaron en cuenta principios de análisis temático reflexivo y categorización inductiva (Braun y Clarke, 2006), dada la naturaleza interpretativa y comparativa de los estudios incluidos. Dado que muchos de los artículos revisados recurren a estrategias similares, como los utilizados en las revisiones de Visser et al. (2023) o Belghachi (2023), se garantiza una homogeneidad de criterio para la inclusión y análisis temático. Este marco de referencia metodológico permite también no solo identificar patrones conceptuales, sino que también analizar como los estudios que han sido seleccionados abordan la implementación de IA y pensamiento computacional en dominios específicos (educación superior, formación de programadores y temas relacionados con ingeniería de software), permitiendo contemplar una perspectiva con mayor nivel de contexto y aplicación. Como instrumentos metodológicos se emplearon una plantilla para la extracción de datos (dominio, metadatos, ejes cubiertos, artefactos IA e indicadores de resultados) un codebook para codificación temática y una matriz dominios–outcomes (superior, básica, formación docente × transferencia, generalización, calidad de código, desempeño, retención), además del checklist AMSTAR2 para calidad y el diagrama PRISMA para trazabilidad.

2.3. Criterios de inclusión y exclusión

Se incluyeron únicamente artículos que correspondieran a revisiones sistemáticas, metaanálisis, revisiones mapeadas o *umbrella reviews*, publicados hasta mayo de 2025 sin restricción del año de publicación, en inglés o español, con acceso a texto completo y sometidos a revisión por pares. Los estudios debían enfocarse explícitamente en al menos uno de los cuatro ejes conceptuales de este trabajo (pensamiento computacional, abstracción computacional, reconocimiento de patrones e inteligencia artificial), aplicados en contextos de educación, específicamente en la enseñanza de programación o formación en ciencias de la computación. Se dio especial valor a los artículos que presentaron marcos sistemáticos o experiencias que habían sido aplicadas en contextos educativos tradicionalistas o rígidos, con el fin de responder a las limitaciones curriculares. De la misma manera, se tuvo en cuenta el registro de dominios de aplicación tales como: educación superior y formación de programadores, lo que permitió la identificación de patrones diferenciadores en función del contexto. Por el contrario, se excluyeron aquellos artículos duplicados, sin metodología de revisión claramente declarada o entornos industriales, así como revisiones narrativas o ensayos teóricos sin procedimientos sistemáticos ni validación metodológica. Este tipo de criterios de exclusión han sido también utilizados en revisiones similares como las de Hassanpour y Majidi (2024) en STEM, y Mishra et al. (2025) en aplicaciones de IA, lo que evidencia su solidez metodológica.

2.4. Fuentes de información y estrategias de búsqueda

Las búsquedas se llevaron a cabo en bases de datos científicas reconocidas, entre ellas: Scopus, Web of Science, IEEE Xplore, ACM Digital Library y SpringerLink, seleccionadas por su cobertura en

educación, ingeniería y ciencias computacionales. Se emplearon operadores booleanos y términos clave como: (“computational thinking” OR “pattern recognition” OR “computational abstraction” OR “artificial intelligence”) AND (“software development” OR “programming education”)

Los términos fueron definidos a partir de descriptores empleados en estudios previos similares (Espinal et al., 2024; Ezeamuzie et al., 2022; Fudholi y Capiluppi, 2026; Slimi y Carballido, 2023), y validados mediante revisión por pares y prueba piloto de sensibilidad temática. En concordancia, estudios como los de Ocampo et al. (2024) y Wei et al. (2025) muestran estrategias similares en la formulación de criterios de búsqueda para literatura sobre pensamiento computacional en entornos académicos.

2.5. Proceso de selección de estudios

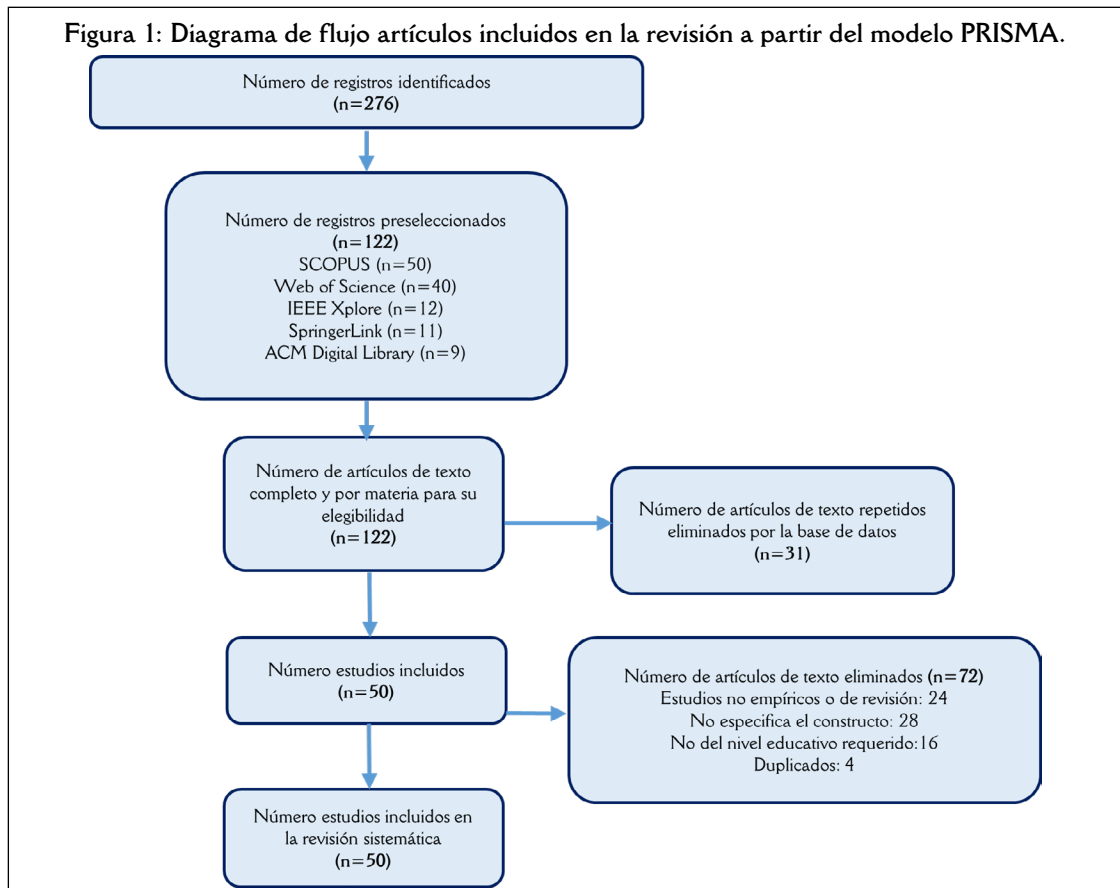
El proceso de selección se estructuró en cuatro fases de acuerdo con el diagrama PRISMA. En la fase de identificación, se recuperaron inicialmente 276 registros únicos a partir de las estrategias de búsqueda definidas. Posteriormente, en la etapa de cribado, se eliminaron los duplicados y se procedió a la revisión de títulos y resúmenes, reduciendo el conjunto a 122 artículos potencialmente elegibles. En la fase de evaluación a texto completo (elegibilidad), se descartaron 72 artículos por no cumplir con los criterios metodológicos y temáticos establecidos, tales como el tipo de revisión o la ausencia de un enfoque explícito en los constructos analizados. Una vez finalizado el proceso, se incluyen para el estudio final 50 artículos los cuales cumplen con criterios de calidad y pertinencia de manera rigurosa para la presente revisión sistemática. A continuación, en la Figura 1, puede observarse como fue el proceso completo de la selección de los artículos que finalmente quedan presentes en este trabajo y que a través del diagrama de flujo PRISMA permitieron su selección. Este enfoque implementado en múltiples estudios, incluidos los de Almalawi et al. (2024) y Bahoo et al. (2024), garantizan aspectos como trazabilidad y replicabilidad de las decisiones al momento de incluir los artículos a estudiar. Adicionalmente, durante la fase de clasificación de los estudios por dominio de aplicación, se hizo un análisis profundo sobre los diferentes escenarios en los que convergen los cuatro ejes tomados para esta revisión con el fin de detectar cuales de ellos enfrentaban mayores limitaciones o por el contrario mostraban más viabilidad.

2.6. Evaluación de calidad metodológica

Los artículos que han sido seleccionados para esta revisión fueron evaluados mediante una de las adaptaciones al marco AMSTAR2, teniendo en cuenta consideraciones como: claridad de objetivos, búsquedas exhaustivas, criterios de inclusión explícitos, evaluación de la calidad en los estudios primarios y una adecuada técnica en su síntesis (Arrieta et al., 2020; Brasse et al., 2023; Weber et al., 2023). En el presente estudio solo se incluyeron revisiones con metodologías correctamente documentadas y con alta capacidad de replicabilidad. Además, la inclusión de referencias de trabajos como las de Shahzad et al. (2024) y Shi et al. (2023), que cumplen con altos estándares de calidad frente a la revisión en el uso de algoritmos de IA, refuerzan la confiabilidad de los criterios empleados y su contribución en la revisión. La confiabilidad interevaluador se estimó mediante *Cohen's κ* en una muestra piloto, alcanzando valores $\geq 0,80$ antes de la codificación definitiva. Este procedimiento metodológico permite la demostración de que, en contextos con una fuerte fragmentación conceptual, los estudios de alta calidad ofrecen un aporte basado en evidencias sobre marcos integradores aplicables a los procesos de formación en programación.

2.7. Análisis y síntesis de resultados

La codificación de los estudios se realizó siguiendo un enfoque de análisis temático reflexivo (Braun y Clarke, 2006), con el fin de extraer categorías emergentes y analizar relaciones entre los cuatro constructos abordados. Se construyeron matrices comparativas y mapas temáticos para facilitar la identificación de patrones comunes, divergencias y lagunas de investigación. Asimismo, se aplicó un razonamiento abductivo para generar propuestas integradoras sobre la articulación pedagógica entre pensamiento computacional, abstracción, reconocimiento de patrones e inteligencia artificial (Angius, 2013; Belghachi, 2023; Montuori et al., 2023). La matriz dominios-outcomes y la analítica/XAI reportada en las revisiones permitieron trazabilidad entre objetivos de aprendizaje, evidencias empíricas y decisiones de síntesis. De manera específica, en la síntesis de los resultados se incluyó la identificación de modelos pedagógicos y tecnológicos que permiten la generación de convergencia, incluso desestimando la rigidez curricular y de las tensiones generadas entre la innovación y la institucionalización en la educación superior (Luckin et al., 2016).



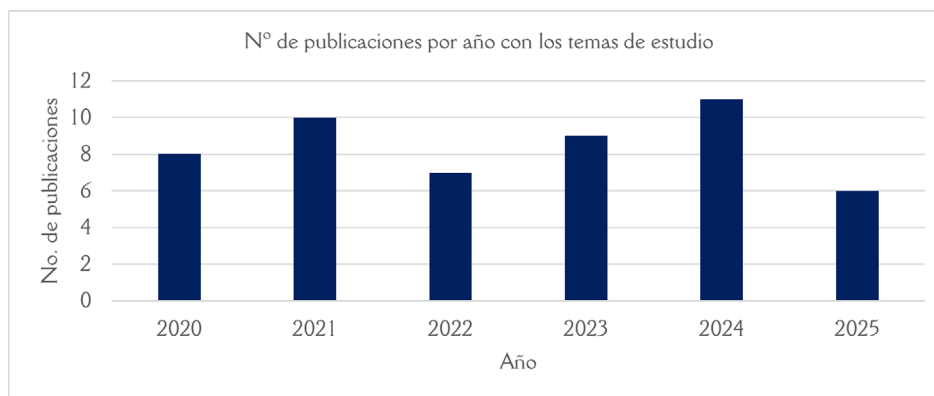
3. Hallazgos

Los 50 artículos analizados en esta revisión sistemática fueron desarrollados mayoritariamente en Asia (35,3%) y Europa (32,4%), seguidos por América del Norte (17,6%) y América del Sur (14,7%). Esta distribución geográfica evidencia una marcada concentración de la producción científica en regiones con fuerte inversión en tecnologías emergentes y educación digital. Las publicaciones abarcan un rango temporal entre 2020 y 2025, rango en el cual evoluciona notablemente aspectos como IA y programación computacional, con un notable incremento entre los años 2021 y 2024 (ver figura 2), lo que refleja a su vez el carácter emergente de la convergencia entre pensamiento computacional, abstracción, reconocimiento de patrones e inteligencia artificial en el contexto del desarrollo de software. Esta progresión también es coherente con la curva de crecimiento observada en otras áreas del conocimiento computacional según Mishra et al. (2025), y se alinea con la aceleración global en publicaciones sobre aprendizaje computacional descrita por Bahoo et al. (2024). También se observó, que los estudios con una mayor inclinación empírica se concentran en la educación superior y formación de programadores, ámbitos donde la inteligencia artificial se utiliza como soporte de personalización, análisis del desempeño y retroalimentación, lo que actúa como generador de convergencia entre los cuatro ejes analizados (Liu et al., 2024; Wang et al., 2024).

La síntesis que se realiza sobre los artículos incluidos en esta revisión sistemática permite identificar tanto patrones recurrentes como vacíos significativos en torno a la convergencia entre pensamiento computacional, abstracción computacional, reconocimiento de patrones e inteligencia artificial (IA) dentro del campo del desarrollo de software. A pesar de que todos los ejes analizados han sido objeto de estudios rigurosos, la mayoría de las revisiones los aborda de forma parcial, sin articularlos como un sistema integrado que pueda ser aprovechado en entornos formativos, profesionales o investigativos. La evidencia reporta recientemente que la convergencia se presenta con mayor claridad cuando las intervenciones basadas en IA (tutores adaptativos, analíticas de aprendizaje con paneles e inteligencia artificial explicable -XAI), se

alinean con resultados de aprendizaje que se encuentran explícitos dentro del pensamiento computacional, abstracción y reconocimiento de patrones, muy ligado esto a cursos iniciales de programación, introducción y asignaturas de ciencias de la computación en educación superior (Wang et al., 2024; Xu y Ouyang, 2022).

Figura 2: Número de temas por año con los temas de referencia en revisiones analizadas.



3.1. Caracterización general de los estudios

Los artículos analizados en este estudio presentan que la mayoría corresponde a revisiones sistemáticas centradas exclusivamente en uno o dos de los cuatro ejes conceptuales. La Tabla 1 presenta la distribución de autores según país de origen y eje temático principal abordado. Esta clasificación permitió observar un predominio del enfoque en pensamiento computacional e inteligencia artificial, con menor representación en reconocimiento de patrones y abstracción computacional dentro de procesos de formación en programación.

Autores como Adorni et al. (2024), Montuori et al. (2023), y Marín-Marín et al. (2024) destacan por su enfoque sistemático en pensamiento computacional en la educación. Por su parte, estudios como los de Bot y Borges (2022) y Roy y Vasa (2025) profundizan en el uso de inteligencia artificial en contextos aplicados en procesos formativos. Cabe resaltar que como lo muestran Singh et al. (2012) con la evaluación automática, o Belghachi (2023) y Visser et al. (2023) con el análisis de confianza en IA, permiten un aporte a elementos clave que ofrecen inferencias educativas relevantes.

Complementariamente, los dominios predominantes de las revisiones se agrupan en los siguientes temas: a) educación superior (mayoritariamente), b) temas relacionados con ingeniería de software y c) formación de personas que laboran en la industria de la construcción de software; estas agrupaciones permiten la explicación de las diferencias en el grado de integración de los cuatro ejes estudiados, siendo la educación superior el escenario en donde más se reporta articulación con IA para apoyar el proceso de aprendizaje (Liu et al., 2024; Wang et al., 2024).

Tabla 1: Distribución de autores según país de origen y eje temático principal abordado.

Autor(es)	País	Eje temático
Adorni et al. (2024)	Italia	Pensamiento computacional
Li et al. (2020)	Pakistán	Inteligencia artificial
Almalawi et al. (2024)	Singapur	Inteligencia artificial
Arrieta et al. (2020)	España	IA explicable
Bahoo et al. (2024)	Italia	Inteligencia artificial
Belghachi (2023)	Argelia	IA explicable
Bonetti et al. (2025)	Brasil	Pensamiento computacional
Bot y Borges (2022)	Portugal	Inteligencia artificial
Brasse et al. (2023)	Alemania	IA explicable
Braun y Clarke (2006)	Reino Unido	Abstracción computacional
Weber et al. (2023)	Alemania	IA explicable
Fudholi y Capiluppi (2026)	China	Pensamiento computacional

Tabla 1: Distribución de autores según país de origen y eje temático principal abordado.

Autor(es)	País	Eje temático
Smit et al. (2024)	Canadá	Pensamiento computacional
da Silva Junior et al. (2022)	Brasil	Reconocimiento de patrones
Montuori et al. (2023)	Italia	Pensamiento computacional
Mishra et al. (2025)	Estados Unidos	IA en programación
Espinal et al. (2024)	Estados Unidos	Pensamiento computacional
Ezeamuzie et al. (2022)	China	Abstracción computacional
Angius (2013)	China	IA y pensamiento computacional
Grover y Pea (2013)	Estados Unidos	Pensamiento computacional
Jing (2023)	China	Pensamiento computacional
Wei et al. (2025)	China	Pensamiento computacional
Karamizadeh et al. (2015)	Malasia/Irán	Reconocimiento de patrones
Hurt et al. (2023)	Corea del Sur	Inteligencia artificial
Korkmaz et al. (2017)	Turquía	Pensamiento computacional
Hassanpour y Majidi (2024)	India	IA en educación STEM
Liu et al. (2024)	China	Pensamiento computacional
Marín-Marín et al. (2024)	España	Pensamiento computacional
Montuori et al. (2023)	Italia	Pensamiento computacional
Ngadengon et al. (2024)	Malasia	Pensamiento computacional
Ocampo et al. (2024)	Colombia	Pensamiento computacional
Ogegbo y Ramnarain (2022)	Sudáfrica	Pensamiento computacional
Ouyang et al. (2023)	Australia	IA en educación
Roy y Vasa (2025)	India	IA en finanzas
Sánchez-Camacho y Grané (2023)	España	Pensamiento computacional
Shahzad et al. (2024)	Pakistán	Inteligencia artificial
Shi et al. (2023)	España	IA en estadística
Singh et al. (2012)	Estados Unidos	Evaluación automática / IA
Slimi y Carballido (2023)	España	Inteligencia artificial
Tlili (2024)	Túnez	IA en educación
Totan y Korucu (2023)	Turquía	Pensamiento computacional
Vilone y Longo (2020)	Italia	IA explicable
Visser et al. (2023)	Países Bajos	IA explicable
Wang et al. (2024)	China	IA en educación
Wing (2006)	Estados Unidos	Pensamiento computacional
Wu et al. (2024)	Taiwán	Pensamiento computacional
Yeni et al. (2024)	Países Bajos	Pensamiento computacional
Zhang et al. (2024)	Alemania	Pensamiento computacional
Zawacki-Richter et al. (2019)	Alemania	IA en educación

3.2. Patrones recurrentes en torno a cada temática

Los estudios revisados coinciden en reconocer que el pensamiento computacional constituye una competencia transversal para enfrentar los desafíos del desarrollo de software moderno. Se destacan revisiones como las de Wing (2006), Zhang et al. (2024) y Montuori et al. (2023), que sitúan al pensamiento computacional como base para procesos como la descomposición, la algoritmización y la generalización, facilitando la resolución eficiente de problemas complejos. Sin embargo, otros trabajos como los de Smit et al. (2024) y Ogegbo y Ramnarain (2022) evidencian que su implementación suele estar desvinculada de otras habilidades complementarias.

Los meta-hallazgos más actuales resaltan que el pensamiento computacional adquiere mayor capacidad de transferencia cuando se articula directamente con las tareas de reconocimiento de patrones (detección de regularidades en código) y con la abstracción (modelado de soluciones), especialmente en experiencias de ciencias de la computación en educación superior y en programas de desarrollo profesional (Liu et al., 2024).

En el caso de la abstracción computacional, se ha identificado su importancia para la estructuración de problemas y la representación simplificada de sistemas (Espinal et al., 2024; Ezeamuzie et al., 2022). No obstante, su tratamiento continúa siendo periférico y, en muchos casos, subordinado al aprendizaje técnico de la programación, sin formar parte de marcos cognitivos o pedagógicos integrados (Fudholi y Capiluppi, 2026).

Estudios como los de Wu et al. (2024) también sugieren que el desarrollo de habilidades de resolución de problemas en programación requiere de marcos más explícitos que integren la abstracción de forma progresiva y situada. Bajo este mismo concepto, revisiones recientes indican que la abstracción computacional favorece mucho más cuando es combinada con procedimientos instruccionales y herramientas apoyadas en IA para la personalización de la retroalimentación y visualización de patrones de desempeño, lo que nuevamente refuerza la convergencia entre los ejes estudiados (Wang et al., 2024; Xu y Ouyang, 2022).

El reconocimiento de patrones es identificado como una de las habilidades esenciales para la detección de regularidades y la automatización de ambientes que requieran de soluciones complejas. da Silva Junior et al. (2022) y Karamizadeh et al. (2015) establecen que su papel es de suma importancia en cuanto a eficiencia algorítmica y a la transferencia de estructuras de solución, pero también se observa una carencia de estrategias en procesos de formación en la literatura existente. Otros investigadores como Yeni et al. (2024), incorporan esta habilidad dentro de los diferentes enfoques interdisciplinarios del pensamiento computacional, aunque no lo disocian de manera independiente. En la actualidad, algunos mapeos sistemáticos también señalan que, una vez el reconocimiento de patrones se apoya en herramientas como analítica del aprendizaje o aprendizaje automático (clasificación de errores frecuentes o trazabilidad en ejecución), hay una tendencia hacia el incremento de una conexión más eficiente del pensamiento computacional y abstracción, reduciendo la fragmentación conceptual previamente repostada (Casal-Otero et al., 2023; Xu y Ouyang, 2022).

Por otro lado, la inteligencia artificial se presenta como uno de los elementos dominantes en la mayoría de las revisiones recientes, e incluso presente como concepto en muchos temas no solo en programación, pero si hay un hincapié marcado en aquellas investigaciones centradas en su aplicación al aprendizaje, la personalización del entorno de desarrollo y la automatización del ciclo de vida de las aplicaciones de software (Angius, 2013; Wang et al., 2024; Zawacki-Richter et al., 2019). Revisiones realizadas como las de Arrieta et al. (2020) y Belghachi (2023) profundizan especialmente en el potencial de la IA explicable (XAI) para asistir los procesos de la codificación a través de la toma de decisiones y la automatización de la evaluación. Incluso existen enfoques alternativos como los de Kurzweil (2013), que aportan a una visión prospectiva sobre como las IA pueden modelar patrones tanto de aprendizaje como de pensamiento.

3.3. Vacíos encontrados y tendencias

Uno de los hallazgos con mayor incidencia en el estudio que se llevó a cabo con esta revisión, es la ausencia de otros estudios que integren de forma sistemática los cuatro ejes temáticos analizados. A pesar de que algunos trabajos como los de Hurt et al. (2023) y Bonetti et al. (2025) vinculan la IA con aspectos del pensamiento computacional o el aprendizaje de la codificación, no se encuentran marcos que articulen todos los componentes en una misma revisión ni que propongan modelos pedagógicos, técnicos o cognitivos de convergencia aplicada al desarrollo de software.

Este vacío se convierte en una tendencia emergente en la medida en que varios estudios recientes (Ouyang et al., 2023; Slimi y Carballido, 2023; Tlili, 2024) comienzan a sugerir la necesidad de enfoques holísticos y convergentes. No obstante, aún no se traducen en propuestas integradoras concretas, lo que refuerza la pertinencia y contribución de esta revisión. Otros estudios, como el de Almalawi et al. (2024), enfatizan el rol de modelos predictivos en educación, pero sin articularlos con habilidades cognitivas clave como abstracción o reconocimiento de patrones.

A pesar de que algunos estudios han comenzado a abordar múltiples dimensiones del pensamiento computacional y sus vínculos con procesos de abstracción, reconocimiento de patrones e inteligencia artificial, la revisión de literatura evidencia que ningún trabajo revisado integra de forma simultánea los cuatro componentes. La Tabla 2 resume un conjunto de 13 artículos que destacan por haber explorado al más de uno de los ejes en contexto —pensamiento computacional, abstracción computacional, reconocimiento de patrones e inteligencia artificial— de enseñanza de la programación, demostrando avances parciales, pero todavía fragmentarios en la construcción de una perspectiva convergente.

En consecuencia, los resultados muestran un campo fragmentado que necesita urgentemente avanzar hacia una visión ecosistémica de las competencias cognitivas y técnicas implicadas en la enseñanza de programación computacional. La articulación entre pensamiento computacional, abstracción computacional, reconocimiento de patrones e inteligencia artificial se vislumbra como una línea crítica de innovación educativa, investigativa y profesional. Estos patrones confirman la laguna de instrumentos integradores

(plantillas, rúbricas y métricas comunes) para evaluar conjuntamente pensamiento computacional – abstracción computacional – reconocimiento de patrones – e IA, lo que fundamenta la novedad y necesidad del enfoque propuesto.

Partiendo de lo anterior, emergen dos líneas de acción: a) el diseño de estudios comparativos por dominio (educación superior y formación de programadores) que permitan la evaluación de la convergencia con métricas comunes, y b) operacionalizar dicha convergencia mediante instrumentos y protocolos de evaluación que estén alineados con analítica de aprendizaje e IA explicable, de tal modo que la integración deje de depender de proyectos aislados y que haya convergencia en políticas institucionales sostenibles (Liu et al., 2024; Wang et al., 2024).

Como se observa en la Tabla 2, aunque algunos autores abordan simultáneamente dos o incluso tres de los conceptos analizados, ninguna revisión considera de forma integral los cuatro pilares sobre los que se articula esta investigación. Este hallazgo corrobora la falta de marcos teóricos, metodológicos o pedagógicos que promuevan una visión holística de la enseñanza de la programación. La disociación temática identificada en estos estudios confirma la necesidad de desarrollar enfoques convergentes que integren pensamiento computacional, abstracción computacional, reconocimiento de patrones e inteligencia artificial como un ecosistema de competencias interrelacionadas.

Tabla 2: Artículos que destacan por haber explorado más de uno de los ejes en contexto.

Autor(es) y año	Abstracción computacional	Reconocimiento de patrones	Inteligencia Artificial	Pensamiento Computacional
Adorni et al. (2024)	✓	✓		✓
Arrieta et al. (2020)	✓		✓	
Bot y Borges (2022)		✓	✓	
Fudholi y Capiluppi (2026)	✓			✓
Smit et al. (2024)	✓	✓		✓
da Silva Junior et al. (2022)		✓		✓
Ezeamuzie et al. (2022)	✓			✓
Angius (2013)			✓	✓
Espinal et al. (2024)	✓			✓
Montuori et al. (2023)	✓	✓		✓
Grover y Pea (2013)	✓	✓		✓
Jing (2023)	✓	✓		✓
Hurt et al. (2023)			✓	✓

4. Discusión

Los hallazgos de esta revisión sistemática tipo *umbrella review* evidencian un campo de estudio fragmentado, donde los cuatro pilares analizados —pensamiento computacional, abstracción computacional, reconocimiento de patrones e inteligencia artificial— han sido abordados de manera parcial y con escasa articulación conceptual. Esta fragmentación, constatada tanto en los enfoques de desarrollo de habilidades cognitivas complejas de los artículos como en sus estrategias metodológicas, pone de manifiesto la necesidad de avanzar hacia modelos integradores que consideren estos componentes como dimensiones interdependientes en la enseñanza de programación computacional. En ese sentido, estudios como los de Hassanpour y Majidi (2024) muestran cómo la falta de integración entre dimensiones cognitivas y tecnológicas limita también la orientación vocacional y curricular en campos como STEM, lo que puede extrapolarse a la enseñanza de la programación.

En coherencia con lo antes mencionado, la evidencia que aparece recientemente sugiere que la convergencia es mucho más factible cuando existen mecanismos institucionales (prácticas de IA explicable, analítica del aprendizaje y tutores adaptativos) que enlazan los resultados de aprendizaje a la toma de decisiones pedagógicas en educación superior; lo que permite sortear a rigidez de los currículos y reduce la fragmentación conceptual (Bond et al., 2024; Wang et al., 2024).

Los resultados muestran que el pensamiento computacional ha sido el eje con mayor representación en la literatura, seguido por la inteligencia artificial (IA), mientras que la abstracción computacional y el reconocimiento de patrones han recibido un tratamiento más periférico. Esta disparidad en las temáticas es

coherente con los estudios previos que ubican al pensamiento computacional como una de las competencias emergentes en la educación y en la ingeniería de software (Grover y Pea, 2013; Montuori et al., 2023; Wing, 2006), pero que no siempre se diseña de forma adecuada su intervención en el proceso de enseñanza y por lo tanto no tiene la capacidad de vincularse con estructuras cognitivas profundas necesarias para la abstracción computacional o el reconocimiento de patrones (Ezeamuzie et al., 2022). La revisión presentada por Wu et al. (2024) entra a reforzar esta idea al demostrar que la gran mayoría de las estrategias didácticas para el pensamiento computacional, no tienen en cuenta las habilidades de modelamiento abstracto o la transferencia de patrones. De manera complementaria, las revisiones más recientes también destacan que la integración explícita de componentes como la abstracción y el reconocimiento de patrones con pensamiento computacional mejoran sustancialmente la generalización y la transferencia del aprendizaje, especialmente cuando se relacionan con analítica del desempeño estudiantil (Liu et al., 2024).

Además, aunque la inteligencia artificial viene ganando terreno como una de las herramientas que provee de mayor automatización y asistencia en el desarrollo de software, su integración en escenarios de formación basados en pensamiento computacional aún es incipiente (Angius, 2013; Wang et al., 2024). La revisión realizada revela que la mayoría de los estudios son limitados al momento de analizar la IA desde una visión técnica o algorítmica, dejando por fuera las consideraciones de potencial para aumentar las habilidades de abstracción o patrones de razonamiento computacional (Arrieta et al., 2020; Weber et al., 2023). Incluso los enfoques centrados en la IA explicable (XAI) no logran articularse con esquemas pedagógicos centrados en el desarrollo de habilidades cognitivas complejas relevantes para futuros profesionales de la industria del software. Esto también es señalado por Visser et al. (2023), quienes advierten que la confianza del usuario en los sistemas XAI depende de una comprensión conceptual que rara vez se enseña explícitamente.

A partir de evidencia reciente, proponemos entonces que la IA actúe como parte de la infraestructura de convergencia en las siguientes tres capas: a) personalización (personal experto en programación/recursos adaptativos), a) analítica del aprendizaje (detección de patrones y retroalimentación en proceso formativo) y c) explicabilidad (alineación de decisiones del sistema con los objetivos del curso de formación), con estos elementos se habilita la ruta para la integración del pensamiento computacional, abstracción y reconocimiento de patrones en entornos de formación superior (Márquez et al., 2024; Wang et al., 2024).

La inserción de la Tabla 2 en los resultados permitió visualizar un aspecto crítico: ninguno de los estudios incluidos aborda de manera simultánea los cuatro conceptos, y solo algunos autores, como Grover y Pea (2013), de Montuori et al. (2023) y Jing (2023), integran tres de ellos en sus análisis. Esta evidencia empírica refuerza la hipótesis de partida de este estudio: no existe hasta el momento un marco de referencia que articule holísticamente estos ejes en la enseñanza de la programación o el desarrollo de software. Incluso cuando se abordan tres dimensiones —como en Hurt et al. (2023), que integran IA, autoeficacia y procesos cognitivos en programación— no se explicita una estrategia pedagógica sistemática que los articule con reconocimiento de patrones o abstracción formal. Procedente de lo anterior, nuestra contribución propone una ruta convergente basada en evidencias, es decir, mapear constructos y mediciones por dominio (educación superior, formación de programadores), seleccionar instrumentos comunes para hacer seguimiento (rubricas de pensamiento computacional con indicadores hacia la abstracción y reconocimiento de patrones) y vincular finalmente las métricas obtenidas con paneles de analítica y componentes XAI, esto con el fin de cerrar la brecha entre diagnósticos y decisiones pedagógicas (Drugova et al., 2024; Xu y Ouyang, 2022).

Asimismo, la matriz de cobertura de conceptos y su representación gráfica muestran que el 64,7% de los artículos analizados abordan únicamente un concepto, y un 35,3% de alguna manera relacionan más de un concepto, pese a estar categorizados como revisiones relevantes en los motores académicos. Esta brecha entre la clasificación temática de los estudios y su contenido real señala una necesidad urgente de mayor rigurosidad en las taxonomías utilizadas en la indexación académica y en las estrategias de revisión utilizadas por autores y editores. Esto ya había sido advertido por Brasse et al. (2023), quienes argumentan que la falta de estandarización en la taxonomía temática complica la integración entre dominios emergentes como IA, educación y sistemas explicables.

De manera consecuente, sugerimos que se desplace la discusión desde “estrategias” hacia “políticas institucionales” que aseguren: a) gobernanza de datos y marcos adoptantes de analítica de aprendizaje con IA a nivel de las instituciones de educación superior; b) formación de programadores, alineada con

pensamiento computacional, abstracción y reconocimiento de patrones; y c) inclusión de criterios a los currículos que incentiven los proyectos integradores y evaluación, evitando así la dependencia de iniciativas aisladas (Bond et al., 2024; Márquez et al., 2024).

Es entonces que la propuesta metodológica y analítica de esta revisión se convierte en una contribución original al campo de desarrollo, al estar en la capacidad de identificar una ausencia estructural en la literatura científica de la disciplina: la falta de un punto de convergencia entre las habilidades cognitivas y las herramientas computacionales fundamentales para el desarrollo de aplicaciones de software. No centrado solamente en mostrar esta carencia, los resultados también ofrecen una base sólida para la promoción de futuras investigaciones que aborden de forma transversal la abstracción computacional, el reconocimiento de patrones, la inteligencia artificial y los elementos del pensamiento computacional, ya sea en entornos profesionales o en escenarios educativos. En los análisis hechos por Ocampo et al. (2024) y Marín-Marín et al. (2024) igualmente han destacado la urgencia de repensar las rúbricas de evaluación y la propia evaluación de competencias computacionales, haciendo un llamado a la necesidad de tener instrumentos integradores que sean capaces de evaluar dimensiones en conjunto. También es de tener en cuenta que la literatura reciente, indica que el uso de la IA y la analítica en educación universitaria se encuentra en una fase piloto, sin que se haya hecho un escalamiento institucional; y por ello se requiere de intervenciones de política (transparencia algorítmica, lineamientos de adopción y criterios de evaluación integrados) que permitan pasar del desarrollo de proyectos aislados a modelos sostenibles de convergencia (Bond et al., 2024; Márquez et al., 2024).

Además, este tipo de integración no puede desligarse de las reflexiones éticas y educativas que acompañan la incorporación de la inteligencia artificial en contextos formativos. Tal como lo señalan Flores-Vivar y García-Peñalvo (2023), la IA en educación requiere marcos regulatorios, observatorios éticos y una visión centrada en el cumplimiento del ODS4, lo cual refuerza la pertinencia de marcos pedagógicos integradores como el propuesto en esta revisión. Es por todo lo anterior, que proponemos que futuras líneas de trabajo avancen en: a) evaluaciones comparativas por cada dominio con métricas comunes para los elementos del pensamiento computacional, la abstracción y el reconocimiento de patrones; b) protocolos de AI que conecten las decisiones de forma automática con los resultados de aprendizaje; y c) adopción de guías institucionales para el uso responsable de IA y analítica en la educación superior, alineadas con la evidencia sintetizada (Bond et al., 2024; Wang et al., 2024).

5. Conclusiones y trabajos futuros

Esta revisión sistemática de revisiones ha evidenciado de manera rigurosa que, a pesar del creciente volumen de investigaciones sobre inteligencia artificial, pensamiento computacional, abstracción computacional y reconocimiento de patrones, no existen estudios que integren simultáneamente estos cuatro componentes en un marco coherente orientado a la formación de estudiantes en programación computacional con miras al desarrollo de software en contextos industriales. La fragmentación de la literatura, el tratamiento aislado de los conceptos y la ausencia de propuestas pedagógicas o técnicas que articulen su convergencia configuran un vacío crítico tanto en la educación como en la práctica profesional de la ingeniería de software. De modo particular la literatura reciente en educación superior muestra avances con alto nivel de relevancia en cuanto a la adopción de IA y analítica del aprendizaje, pero en gran medida en fases de prueba y con una baja estandarización. Por ello, se requiere de intervenciones basadas en políticas institucionales como la gobernanza de datos y lineamientos de adopción de IA, además de criterios de evaluación integrados, esto dará lugar al tránsito de experiencias aisladas de modelos sostenibles de convergencia (Bond et al., 2024; Luo, 2024; Márquez et al., 2024; Wang et al., 2024).

Al hacer el análisis detallado a 50 artículos, estos permitieron la identificación de tendencias dominantes: el enfoque reiterado en pensamiento computacional, el auge que ha tomado la IA en los entornos educativos y de formación, al mismo tiempo que se mostró a la abstracción computacional y al reconocimiento de patrones como elementos que siguen siendo abordados de forma marginal, a menudo se da por entendido que son habilidades implícitas y no como ejes que pueden ser estructurales.

Por otro lado, los resultados obtenidos muestran que incluso en los estudios que abordan dos o tres temáticas, no se desarrollan marcos teóricos ni metodológicos extensos que propicien su interacción. Fenómenos como este también se evidencian en la revisión presentada por evidencia en revisiones como la de Yeni et al. (2024), en la cual destacan la presencia en la integración disciplinar del pensamiento computacional,

pero no tienen en consideración a fondo sus vínculos con la inteligencia artificial o el reconocimiento de patrones. Nuestro aporte está orientado a cubrir ese vacío proponiendo una ruta de convergencia basada en evidencia: articulamos los resultados de aprendizaje de pensamiento computacional, con abstracción, reconocimiento de patrones e infraestructuras de IA (personalización, analítica y explicabilidad) y con un elemento común como las métricas para un seguimiento adecuado en los dominios de desempeño (educación superior, formación de programadores) (Liu et al., 2024; Wang et al., 2024).

Esta situación no solo representa una debilidad epistemológica, sino que limita las posibilidades de formar estudiantes de programación computacional con una comprensión profunda, adaptable y crítica de los procesos cognitivos y tecnológicos que subyacen a su quehacer. El desarrollo de software contemporáneo requiere profesionales capaces de combinar pensamiento abstracto, identificación de patrones, dominio de herramientas inteligentes y competencias computacionales transversales. Sin embargo, la literatura actual no proporciona los marcos necesarios para formar ese perfil de manera integral. En este sentido, el trabajo de Slimi y Carballido (2023) es ilustrativo al advertir que muchas propuestas sobre IA en educación enfatizan las herramientas sin acompañarlas de un desarrollo formativo de habilidades cognitivas clave.

5.1. Trabajos futuros

A partir de los hallazgos obtenidos, se identifican tres líneas prioritarias de investigación futura:

- Construcción de marcos integradores que articulen de manera explícita los cuatro ejes conceptuales analizados, permitiendo desarrollar propuestas pedagógicas, curriculares o técnicas basadas en su convergencia. Estudios como el de Tlili (2024) abren camino en esta dirección al explorar desde la educación en ciencias de la computación un posible ensamblaje entre herramientas inteligentes y marcos pedagógicos. Asimismo, investigaciones como la de Alenezi y Alenezi (2025) demuestran que la alfabetización en inteligencia artificial varía sustancialmente entre estudiantes de disciplinas STEM y humanidades, lo que sugiere que los marcos integradores deben considerar también diferencias epistémicas y cognitivas según el perfil formativo. Como paso operativo, se hace la propuesta de: a) definir resultados de aprendizaje en donde concluyan el pensamiento computacional, el reconocimiento de patrones, la abstracción y el uso crítico de IA; b) vincular estos temas con analítica de aprendizaje y tableros XAI para una retroalimentación formativa; y c) establecer la lista de indicadores comparables por cada uno de los dominios (formación universitaria, formación de personas vinculados a la construcción de software e ingeniería de software) con el fin de evaluar impacto y capacidad de escalabilidad (Bond et al., 2024; Wang et al., 2024).
- Diseño de instrumentos de evaluación que midan la articulación entre pensamiento computacional, abstracción, patrones e IA en escenarios de desarrollo de software, superando la actual fragmentación de escalas y rúbricas. Referencias como las de Wei et al. (2025) y Ocampo et al. (2024) sugieren caminos metodológicos posibles para ello, a partir del diseño de indicadores de desarrollo competencial en estudiantes de programación. Se recomienda el proceso de normalización de rúbricas e ítems de evaluación con una operacionalización de la convergencia mediante protocolos de analítica/XAI (como clasificación de errores, trazas de código y mapas de conceptos) ya reportados en revisiones recientes (Liu et al., 2024; Pan et al., 2024).
- Estudios empíricos o experimentales que exploren el impacto de la integración de estos conceptos en el aprendizaje, la creatividad, la eficiencia y la calidad del software producido por estudiantes o desarrolladores en formación. Dichos estudios podrían tomar como base experiencias como las presentadas por Shahzad et al. (2024), quienes analizaron el rol de la IA generativa en variables cognitivas como la autoeficacia, la creatividad y la confianza. Con el fin de fortalecer la validez externa se sugiere la realización de ensayos en ambientes controlados por cada dominio (cursos introductorios de programación, talleres de formación), con establecimiento de métricas comunes (transferencia, generalización y calidad del código) y finalmente repotes de explicabilidad que puedan documentar las decisiones algorítmicas utilizadas en la intervención (Luo, 2024; Wang et al., 2024).

Este estudio aporta una contribución sustantiva al evidenciar un vacío aún no abordado en las revisiones existentes. Se espera que sirva como punto de partida para una agenda investigativa orientada a transformar la forma en que se conciben, enseñan y aplican estas competencias clave en el campo

del desarrollo de software. De igual manera este análisis puede orientar a diseñadores curriculares y formadores de docentes en la estructuración de programas integrados que aborden de manera simultánea las competencias cognitivas clave para la programación contemporánea. Finalmente, se hace un llamado a continuar promoviendo revisiones sistemáticas y marcos de síntesis como los propuestos por Almalawi et al. (2024) y Brasse et al. (2023), que posibiliten transitar hacia una formación basada en convergencia cognitiva, tecnológica y pedagógica.

Agradecimientos

Agradecemos a los revisores y editores de esta revista por su ayuda para fortalecer este artículo.

Declaración de conflictos

Los autores declaran no tener conflictos de intereses en el estudio y desarrollo del artículo.

Referencias

- Adorni, G., Piatti, A., Bumbacher, E., Negrini, L., Mondada, F., Assaf, D., Mangili, F., et al. (2024). FADE-CTP: A Framework for the Analysis and Design of Educational Computational Thinking Problems. *arXiv preprint arXiv:2403.19475*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2403.19475>
- Alenezi, A. y Alenezi, A. (2025). Knowledge and Teaching with Artificial Intelligence: Stem Vs. Humanities. *Comunicar*, 33(82), 116-126. <https://doi.org/10.5281/zenodo.15996228>
- Almalawi, A., Soh, B., Li, A. y Samra, H. (2024). Predictive Models for Educational Purposes: A Systematic Review. *Big Data and Cognitive Computing*, 8(12), 187. <https://doi.org/10.3390/bdcc8120187>
- Angius, N. (2013). Abstraction and Idealization in the Formal Verification of Software Systems. *Minds and Machines*, 23(2), 211–226. <https://doi.org/10.1007/s11023-012-9289-8>
- Arrieta, A. B., Díaz-Rodríguez, N., Del Ser, J., Bennetot, A., Tabik, S., Barbado, A., García, S., et al. (2020). Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. *Information Fusion*, 58, 82-115. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2019.12.012>
- Bahoo, S., Cucculelli, M., Goga, X. y Mondolo, J. (2024). Artificial intelligence in Finance: a comprehensive review through bibliometric and content analysis. *SN Business & Economics*, 4(2), 23. <https://doi.org/10.1007/s43546-023-00618-x>
- Belghachi, M. (2023). A Review on Explainable Artificial Intelligence Methods, Applications, and Challenges. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Informatics (IJEI)*, 11(4), 1007-1024. <https://doi.org/10.52549/ijeiv.11i4.5151>
- Bond, M., Khosravi, H., De Laat, M., Bergdahl, N., Negrea, V., Oxley, E., Pham, P., et al. (2024). A meta systematic review of artificial intelligence in higher education: a call for increased ethics, collaboration, and rigour. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 21(1), 4. <https://doi.org/10.1186/s41239-023-00436-z>
- Bonetti, T. P., Silva, W. y Colanzi, T. E. (2025). Example-Based Learning in Software Engineering Education: A Systematic Mapping Study. *arXiv preprint arXiv:2503.18080*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2503.18080>
- Bot, K. y Borges, J. G. (2022). A Systematic Review of Applications of Machine Learning Techniques for Wildfire Management Decision Support. *Inventions*, 7(1), 15. <https://doi.org/10.3390/inventions7010015>
- Brasse, J., Broder, H. R., Förster, M., Klier, M. y Sigler, I. (2023). Explainable artificial intelligence in information systems: A review of the status quo and future research directions. *Electronic Markets*, 33(1), 26. <https://doi.org/10.1007/s12525-023-00644-5>
- Braun, V. y Clarke, V. (2006). Using thematic analysis in psychology. *Qualitative Research in Psychology*, 3(2), 77-101. <https://doi.org/10.1191/1478088706qp063oa>
- Casal-Otero, L., Catala, A., Fernández-Morante, C., Taboada, M., Cebreiro, B. y Barro, S. (2023). AI literacy in K-12: a systematic literature review. *International Journal of STEM Education*, 10(1), 29. <https://doi.org/10.1186/s40594-023-00418-7>
- Czerkawski, B. C. y Lyman, E. W. (2015). Exploring Issues About Computational Thinking in Higher Education. *TechTrends*, 59(2), 57-65. <https://doi.org/10.1007/s11528-015-0840-3>
- da Silva Junior, B. A., da Silva, J. V., da Costa Cavalheiro, S. A. y Foss, L. (2022). Pattern Recognition in Computing Education: A Systematic Review. *Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (SBIE)*, 33, 232-243. <https://doi.org/10.5753/sbie.2022.225128>
- Drugova, E., Zhuravleva, I., Zakharova, U. y Latipov, A. (2024). Learning analytics driven improvements in learning design in higher education: A systematic literature review. *Journal of Computer Assisted Learning*, 40(2), 510-524. <https://doi.org/10.1111/jcal.12894>
- Espinal, A., Vieira, C. y Magana, A. J. (2024). Professional Development in Computational Thinking: A Systematic Literature Review. *ACM Transactions on Computing Education*, 24(2), 1-24. <https://doi.org/10.1145/3648477>
- Ezeamuzie, N. O., Leung, J. S. C. y Ting, F. S. T. (2022). Unleashing the Potential of Abstraction From Cloud of Computational Thinking: A Systematic Review of Literature. *Journal of Educational Computing Research*, 60(4), 877-905. <https://doi.org/10.1177/07356331211055379>
- Flores-Vivar, J.-M. y García-Peñalvo, F.-J. (2023). Reflexiones sobre la ética, potencialidades y retos de la Inteligencia Artificial en el marco de la Educación de Calidad (ODS4). *Comunicar*, 31(74), 37-47. <https://doi.org/10.3916/C74-2023-03>
- Fudholi, D. R. y Capiluppi, A. (2026). Artificial intelligence for source code understanding tasks: A systematic mapping study. *Information and Software Technology*, 189, 107915. <https://doi.org/10.1016/j.infsof.2025.107915>
- Grover, S. y Pea, R. (2013). Computational Thinking in K–12: A Review of the State of the Field. *Educational Researcher*, 42(1), 38-43. <https://doi.org/10.3102/0013189x12463051>

- Hassanpour, H. y Majidi, M. (2024). From Statistical Models to LLMs: A Comprehensive Survey of Language Model Evolution. *Journal of Artificial Intelligence, Applications and Innovations*, 1(4), 55–75. <https://doi.org/10.61838/jai.1.4.5>
- Hurt, T., Greenwald, E., Allan, S., Cannady, M. A., Krakowski, A., Brodsky, L., Collins, M. A., et al. (2023). The computational thinking for science (CT-S) framework: operationalizing CT-S for K–12 science education researchers and educators. *International Journal of STEM Education*, 10(1), 1. <https://doi.org/10.1186/s40594-022-00391-7>
- Jing, H. (2023). A Systematic Review of Computational Thinking Assessment in the Context of 21st Century Skills. En *Proceedings of the 2nd International Conference on Humanities, Wisdom Education and Service Management (HWESM 2023)* (pp. 271-283). Atlantis Press. https://doi.org/10.2991/978-2-38476-068-8_34
- Karamizadeh, S., Abdullah, S. M., Zamani, M. y Kherikah, A. (2015). Pattern Recognition Techniques: Studies on Appropriate Classifications. En H. A. Sulaiman, M. A. Othman, M. F. I. Othman, Y. A. Rahim, y N. C. Pee (Eds.), *Advanced Computer and Communication Engineering Technology* (pp. 791-799). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-07674-4_74
- Kitchenham, B., Pearl Brereton, O., Budgen, D., Turner, M., Bailey, J. y Linkman, S. (2009). Systematic literature reviews in software engineering – A systematic literature review. *Information and Software Technology*, 51(1), 7-15. <https://doi.org/10.1016/j.infsof.2008.09.009>
- Korkmaz, Ö., Çakir, R. y Özden, M. Y. (2017). A validity and reliability study of the computational thinking scales (CTS). *Computers in Human Behavior*, 72, 558-569. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2017.01.005>
- Kurzweil, R. (2013). *How to Create a Mind: The Secret of Human Thought Revealed*. Penguin. <https://dl.acm.org/doi/abs/10.5555/2534455>
- Li, Y., Schoenfeld, A. H., diSessa, A. A., Graesser, A. C., Benson, L. C., English, L. D. y Duschl, R. A. (2020). On Computational Thinking and STEM Education. *Journal for STEM Education Research*, 3(2), 147–166. <https://doi.org/10.1007/s41979-020-00044-w>
- Liu, Z., Gearty, Z., Richard, E., Orrill, C. H., Kayumova, S. y Balasubramanian, R. (2024). Bringing computational thinking into classrooms: a systematic review on supporting teachers in integrating computational thinking into K-12 classrooms. *International Journal of STEM Education*, 11(1), 51. <https://doi.org/10.1186/s40594-024-00510-6>
- Luckin, R., Holmes, W., Griffiths, M. y Forcier, L. B. (2016). *Intelligence unleashed: An argument for AI in education*. Pearson. <https://www.researchgate.net/publication/299561597>
- Luo, J. (2024). A critical review of GenAI policies in higher education assessment: a call to reconsider the “originality” of students’ work. *Assessment & Evaluation in Higher Education*, 49(5), 651-664. <https://doi.org/10.1080/02602938.2024.2309963>
- Marín-Marín, J.-A., García-Tudela, P. A. y Duo-Terrón, P. (2024). Computational thinking and programming with Arduino in education: A systematic review for secondary education. *Heliyon*, 10(8), e29177. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e29177>
- Márquez, L., Henríquez, V., Chevreux, H., Scheihing, E. y Guerra, J. (2024). Adoption of learning analytics in higher education institutions: A systematic literature review. *British Journal of Educational Technology*, 55(2), 439-459. <https://doi.org/10.1111/bjet.13385>
- Mishra, L., Singh, G. y Singh, A. (2025). Deep Learning and Graph Neural Networks for Mathematical Pattern Recognition: Techniques, Challenges, and Advances. *International Journal of Innovations in Science, Engineering And Management*, 4(2), 313–319. <https://doi.org/10.69968/ijsem.2025v4i2313-319>
- Montuori, C., Gambarota, F., Altoé, G. y Arfé, B. (2023). The cognitive effects of computational thinking: A systematic review and meta-analytic study. *Computers & Education*, 210, 104961. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2023.104961>
- Ngadengon, Z., Subramaniam, T. S., Yasak, Z., Syukri, M. y Hazim, M. N. (2024). Computational Thinking and Pair Programming: A Systematic Review. *International Journal of Modern Education*, 6(20), 103-119. <https://doi.org/10.35631/IJMEO.620008>
- Ocampo, L. M., Corrales-Álvarez, M., Cardona-Torres, S. A. y Zapata-Cáceres, M. (2024). Systematic Review of Instruments to Assess Computational Thinking in Early Years of Schooling. *Education Sciences*, 14(10), 1124. <https://doi.org/10.3390/educsci14101124>
- Ogebo, A. A. y Ramnarain, U. (2022). A systematic review of computational thinking in science classrooms. *Studies in Science Education*, 58(2), 203-230. <https://doi.org/10.1080/03057267.2021.1963580>
- Ouyang, F., Dinh, T. A. y Xu, W. (2023). A Systematic Review of AI-Driven Educational Assessment in STEM Education. *Journal for STEM Education Research*, 6(3), 408-426. <https://doi.org/10.1007/s41979-023-00112-x>
- Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., Shamseer, L., et al. (2021). The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*, 372, n71. <https://doi.org/10.1136/bmj.n71>
- Pan, Z., Biegley, L., Taylor, A. y Zheng, H. (2024). A Systematic Review of Learning Analytics: Incorporated Instructional Interventions on Learning Management Systems. *Journal of Learning Analytics*, 11(2), 52-72. <https://doi.org/10.18608/jla.2023.8093>
- Roy, J. K. y Vasa, L. (2025). Transforming Credit Risk Assessment: A Systematic Review of Ai and Machine Learning Applications. *Journal of Infrastructure, Policy and Development*, 9(1), 9652. <https://doi.org/10.24294/jipd9652>
- Sánchez-Camacho, R. y Grané, M. (2023). Programas de pensamiento computacional en educación primaria: una revisión sistemática. *Digital Education Review*, 44, 133-145. <https://doi.org/10.1344/der.2023.44.133-145>
- Shahzad, M. F., Xu, S. y Zahid, H. (2024). Exploring the impact of generative AI-based technologies on learning performance through self-efficacy, fairness & ethics, creativity, and trust in higher education. *Education and Information Technologies*, 30(3), 3691-3716. <https://doi.org/10.1007/s10639-024-12949-9>
- Shi, C., Chiu, A. K. y Xu, H. (2023). Evaluating Designs for Hyperparameter Tuning in Deep Neural Networks. *The New England Journal of Statistics in Data Science*, 1(3), 334-341. <https://doi.org/10.51387/23-NEJSDS26>
- Singh, R., Gulwani, S. y Solar-Lezama, A. (2012). Automated Feedback Generation for Introductory Programming Assignments. *arXiv preprint arXiv:1204.1751*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1204.1751>
- Slimi, Z. y Carballido, B. V. (2023). Systematic Review: AI's Impact on Higher Education-Learning, Teaching, and Career Opportunities. *TEM Journal*, 12(3), 1627-1637. <https://doi.org/10.18421/TEM123-44>
- Smit, D., Smuts, H., Louw, P., Pielmeier, J. y Eidelloth, C. (2024). The impact of GitHub Copilot on developer productivity from a software engineering body of knowledge perspective. *AMCIS 2024 Proceedings*, 10. https://aisel.aisnet.org/amcis2024/ai_aa/ai_aa/10

- Tlili, A. (2024). ¿Puede ayudar la inteligencia artificial (IA) en la educación en ciencias de la computación? Un enfoque metaanalítico. *Revista Española de Pedagogía*, 82(289), 469-490. <https://doi.org/10.22550/2174-0909.4172>
- Totan, H. N. y Korucu, A. T. (2023). The Effect of Block Based Coding Education on the Students' Attitudes about the Secondary School Students' Computational Learning Skills and Coding Learning: Blocky Sample. *Participatory Educational Research*, 10(1), 443-461. <https://doi.org/10.17275/per.23.24.10.1>
- Vilone, G. y Longo, L. (2020). Explainable Artificial Intelligence: a Systematic Review. *arXiv preprint arXiv:2006.00093*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2006.00093>
- Visser, R., Peters, T. M., Scharlau, I. y Hammer, B. (2023). Trust, distrust, and appropriate reliance in (X) AI: a survey of empirical evaluation of user trust. *arXiv preprint arXiv:2312.02034*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2312.02034>
- Voogt, J., Fisser, P., Good, J., Mishra, P. y Yadav, A. (2015). Computational thinking in compulsory education: Towards an agenda for research and practice. *Education and Information Technologies*, 20(4), 715-728. <https://doi.org/10.1007/s10639-015-9412-6>
- Wang, S., Wang, F., Zhu, Z., Wang, J., Tran, T. y Du, Z. (2024). Artificial intelligence in education: A systematic literature review. *Expert Systems with Applications*, 252, 124167. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.124167>
- Weber, P., Carl, K. V. y Hinz, O. (2023). Applications of Explainable Artificial Intelligence in Finance—a systematic review of Finance, Information Systems, and Computer Science literature. *Management Review Quarterly*, 74(2), 867-907. <https://doi.org/10.1007/s11301-023-00320-0>
- Wei, J., Qi, S., Wang, W., Jiang, L., Gao, H., Zhao, F., Al-Bukhaiti, K., et al. (2025). Decision-Making in the Age of AI: A Review of Theoretical Frameworks, Computational Tools, and Human-Machine Collaboration. *Contemporary Mathematics*, 6(2), 2089–2112. <https://doi.org/10.37256/cm.6220256459>
- Wing, J. M. (2006). Computational Thinking. *Communications of the ACM*, 49(3), 33-35. <https://doi.org/10.1145/1118178.1118215>
- Wu, T.-T., Asmara, A., Huang, Y.-M. y Permata Hapsari, I. (2024). Identification of Problem-Solving Techniques in Computational Thinking Studies: Systematic Literature Review. *Sage Open*, 14(2), 21582440241249897. <https://doi.org/10.1177/21582440241249897>
- Xu, W. y Ouyang, F. (2022). The application of AI technologies in STEM education: a systematic review from 2011 to 2021. *International Journal of STEM Education*, 9(1), 59. <https://doi.org/10.1186/s40594-022-00377-5>
- Yadav, A., Gretter, S., Good, J. y McLean, T. (2017). Computational Thinking in Teacher Education. En P. J. Rich y C. B. Hodges (Eds.), *Emerging Research, Practice, and Policy on Computational Thinking* (pp. 205-220). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-52691-1_13
- Yeni, S., Grgurina, N., Saeli, M., Hermans, F., Tolboom, J. y Barendsen, E. (2024). Interdisciplinary Integration of Computational Thinking in K-12 Education: A Systematic Review. *Informatics in Education*, 23(1), 223-278. <https://doi.org/10.15388/infedu.2024.08>
- Zawacki-Richter, O., Marín, V. I., Bond, M. y Gouverneur, F. (2019). Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education – where are the educators? *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 16(1), 39. <https://doi.org/10.1186/s41239-019-0171-0>
- Zhang, X., Aivaloglou, F. y Specht, M. (2024). A Systematic Umbrella Review on Computational Thinking Assessment in Higher Education. *European Journal of STEM Education*, 9(1), 2. <https://doi.org/10.20897/ejsteme/14175>