



Facultad de Ciencias de la Administración

**Carrera de Ingeniería de Sistemas y
Telemática**

Mashups Web: Revisión sistemática de literatura

**Trabajo de titulación previo a la obtención del
grado en Ingeniería de Sistemas y Telemática**

Autora:

Johanna Gabriela Plaza Salto

Directora:

María Inés Acosta Urigüen

Cuenca – Ecuador

Año 2023

DEDICATORIA

Dedico con todo amor y cariño este trabajo de titulación a mis padres Jorge y Joanna, por haberme brindado todo el apoyo de manera incondicional, por los grandes esfuerzos que han hecho para sacarme adelante, y sobre todo por creer en mis capacidades.

A mis hermanos, Jacqueline, Adrian y Elian quienes han sido mi motivación para demostrarles que, con esfuerzo y dedicación, se pueden cumplir las metas.

A mi pareja, que sin dudarlo ha sabido estar conmigo apoyándome siempre, aún más en los momentos difíciles, por su comprensión, por sus palabras de aliento y sobre todo por su paciencia durante todo este tiempo.

A toda mi familia por ser el pilar en mi vida.

AGRADECIMIENTO

Mi más sincero agradecimiento a la ingeniera María Inés Acosta, por su dedicación, enseñanza, apoyo y confianza brindada como directora del presente trabajo de titulación.

Gracias también a mis amigos quienes durante el transcurso de la carrera han sabido apoyarme y darme la fuerza necesaria para no decaer durante esta etapa de educación.

Finalmente, agradezco a quienes conforman la Universidad del Azuay por haber sido parte de esta etapa de mi vida.

ÍNDICE DE CONTENIDOS

DEDICATORIA.....	i
AGRADECIMIENTO.....	ii
ÍNDICE DE CONTENIDOS.....	iii
RESUMEN.....	iv
ABSTRACT.....	iv
1. Introducción.....	1
1.1 Objetivos.....	1
2. Métodos.....	2
2.1. Estado del Arte.....	2
2.1.1. Revisión Sistemática de Literatura.....	2
2.1.2. Mashups Web.....	2
2.1.3. Técnicas que integran Mashups Web con IA.....	3
2.2. Planeación del SLR.....	3
2.2.1. Campo a estudiar.....	3
2.2.2. Necesidad del SLR.....	3
2.2.3. Preguntas de investigación.....	4
2.2.4. Cadena de búsqueda.....	4
2.2.5. Bibliotecas e Indexadores digitales.....	5
2.2.6. Criterios de inclusión y exclusión.....	5
2.2.7. Selección de los artículos primarios.....	5
2.2.8. Evaluación de calidad.....	5
2.2.9. Estrategia de extracción de datos.....	6
2.2.10. Métodos de síntesis.....	7
2.3. Ejecución de revisión.....	7
2.3.1. Selección de artículos primarios.....	7
2.3.2. Extracción de datos.....	7
3. Resultados.....	8
4. Discusión.....	10
5. Conclusión.....	16
6. Referencias.....	16
7. Anexos.....	19

Resumen:

En la actualidad, la evolución de la web ha provocado que exista una gran cantidad de datos, por lo que se requiere el uso de herramientas para crear aplicaciones que permitan seleccionar e identificar información o contenidos más apropiados para los usuarios. Es así que, los Mashups Web se vuelven una opción viable, ya que, son aplicaciones basadas en componentes y reutilizan servicios para crear uno nuevo con mejores funcionalidades; sin embargo, con el desarrollo de la IA se ha generado la necesidad de incluir procesos de integración y selección de componentes de datos dentro de los Mashups. Por lo tanto, se presenta una revisión sistemática de literatura donde se evidencian técnicas y métodos de integración y composicionalidad de IA para el desarrollo Mashups Web. Los resultados señalan que el uso de redes neuronales y las planificaciones de IA son las que mayor adopción han presentado durante los últimos años.

Palabras clave: composicionalidad e integración de datos, integración de técnicas IA, inteligencia artificial (IA), mashups web, revisión sistemática de literatura (SLR).

Abstract:

Currently, the evolution of the web has led to the presence of a large amount of data, which requires the use of tools to create applications that allow selecting and identifying information or content that is most appropriate to users. Thus, Web Mashups become a viable option, since they are component-based applications that reuse services to create a new one with better features; however, with the development of AI, the necessity to include integration processes and selection of data components within the Mashups has been generated. Therefore, a systematic literature review is presented where techniques and methods of integration and compositionality of AI for the development of Web Mashups are evidenced. The results indicate that the use of neural networks and AI planning are the ones that have been most adopted in recent years.

Keywords: artificial intelligence (AI), compositionality and data integration, integration of AI techniques, systematic literature review (SLR), web mashups



Este certificado se encuentra en el repositorio digital de la Universidad del Azuay, para verificar su autenticidad escanee el código QR

Este certificado consta de: 1 página

Mashups Web: Revisión Sistemática De Literatura

1. Introducción

En los últimos años, el crecimiento de la web ha dado lugar a una gran explosión de nuevas tecnologías y aplicaciones a gran escala. Como resultado, una gran cantidad de datos se encuentra disponible para los usuarios, pero la combinación de diferentes fuentes de información dificulta que muchos de estos usuarios elijan o seleccionen la información más adecuada. Esto se debe a que, gran parte de la información no es confiable o no es fácilmente asequible. Por lo tanto, es necesario el uso de herramientas para la creación de aplicaciones más completas para los usuarios; con la característica de que las mismas, permitan seleccionar e identificar los contenidos apropiados a ser presentados de una manera fácil y oportuna. Esta completitud al momento de utilizar una aplicación, ocasiona que los desarrolladores tengan que descubrir nuevas maneras de presentar la información en una forma ágil y sencilla (Agüero et al., 2021). Es así que, los Mashups Web representan una opción viable para mitigar problemas causados por la falta de calidad, por la gran cantidad de datos y su disponibilidad.

Existen aplicaciones web que juntan la información a través de mecanismos de orquestación o coreografía; esto conlleva a la aparición de arquitecturas tales como; SOA (Services Oriented Architecture), programación orientada a componentes, microservicios, cloud computing, Mashups, entre otras. En el contexto de estas arquitecturas, están los Mashups. Un mashup es una aplicación web, misma que dentro de algunos patrones de diseño tales como el Modelo-Vista-Controlador (MVC) (Marroquín Borja, 2016) o el patrón en N-Capas, se encuentra generalmente en el nivel de vista; sin embargo, en muchas ocasiones incide en el modelo o en la capa de negocios; esto, cuando se trata de una integración más profunda de componentes (Cedillo Orellana, 2013). Los Mashups han sido utilizados en varios dominios (p. ejm. educación, comercio, viabilidad, entre otros) (Agüero et al., 2021); si bien existen muchos artículos relacionados con este tipo de soluciones, se han realizado pocos artículos secundarios que reúnan evidencia y la clasifiquen; además, aparentemente en los últimos años, el concepto de Mashups se ha transformado hacia otros mecanismos de integración cliente-proveedor basados en componentes; de ahí, se vuelve necesario indagar en el estado del arte de los Mashups Web, su estado actual, sus derivaciones hacia otro tipo de soluciones; para tener un insumo que permita clarificar y reinventar muchos de los conceptos que se han ido dispersando a lo largo de los últimos años (Daniel & Matera, 2014).

Además, con la aparición de tecnologías emergentes, se ve necesario la inclusión de la inteligencia artificial en los mecanismos de integración y selección de componentes; de esta manera, se busca la combinación de información más precisa y oportuna, que constituya una herramienta de consulta, manejo rápido y sencillo para el usuario; así como también, de reutilización eficiente para los desarrolladores (Criado et al., 2018) (Bamidis et al., 2009). En este sentido, se han desarrollado varias herramientas que pueden ser catalogadas como Mashups y que se encuentran dispersas en la bibliografía existente, lo que hace necesario juntarlas y revisar sus limitaciones y potencialidades.

En contexto, esta investigación tiene como objetivo realizar una revisión sistemática de literatura utilizando la metodología de (Kitchenham & Charters, 2007) que consta de 3 fases comprendidas en planificación, ejecución y presentación de resultados sobre la integración de la inteligencia artificial en los procesos de orquestación o coreografía para seleccionar información en Mashups con el fin de integrar los contenidos más adecuados para los diferentes dominios. Esta información será útil para docentes, investigadores, empresas o desarrolladores que estén interesados en abordar un tema similar.

1.1 Objetivos

1.1.1. Objetivo General

Realizar una revisión sistemática de literatura para identificar la integración de la inteligencia artificial en los procesos de orquestación o coreografía para seleccionar información en Mashups Web.

1.1.2. Objetivos Específicos

- Identificar las revisiones sistemáticas y artículos primarios existentes en la literatura.
- Planificar la revisión sistemática con los aspectos necesarios para realizar un análisis minucioso de los artículos primarios que abordan el tema.
- Ejecutar la revisión sistemática con base a la planificación y el protocolo que se establece.
- Dar a conocer los resultados obtenidos durante la ejecución de la revisión de literatura.

2. Métodos

2.1. Estado del Arte

2.1.1. Revisión Sistemática de Literatura

Las revisiones sistemáticas de literatura (Systematic Literature Review- SLR) se originaron en el campo de estudio de la medicina, siendo el objetivo principal obtener experiencia sobre un tema de investigación en específico (Tebes & Becker, 2019). Un SLR es un artículo que recopila y analiza críticamente varios artículos primarios de investigación mediante un proceso sistemático. Para ejecutar dicha revisión es necesario realizar una búsqueda exhaustiva de artículos primarios sobre el tema de interés (Manterola et al., 2013), por otra parte, la finalidad de un SLR es brindar información más relevante sobre un tema de manera resumida. Así mismo, según Kitchenham y Charters un SLR es un estudio secundario que permite evaluar o comprender un tema de interés estableciendo una o varias preguntas concretas de investigación, los resultados de las mismas se obtienen de artículos individuales o conocidos como artículos primarios. Por tanto, la contribución de dichos autores es una metodología que comprende 3 fases; las cuales permiten realizar un SLR de forma organizada, objetiva, rigurosa, dando como resultados artículos de calidad. A continuación, se detallan las fases de la metodología de Kitchenham. (Tebes & Becker, 2019)

- **Planificación**

Como primer punto, se debe abordar la necesidad de realizar un SLR, estableciendo preguntas de investigación que respondan al tema de interés, además se debe realizar un protocolo de revisión; donde se identifica las bibliotecas o indexadores digitales para realizar las búsquedas, sin embargo, es necesario definir las palabras claves enfocadas en el problema de estudio, las mismas que permiten construir las cadenas de búsqueda. Finalmente, durante las búsquedas es importante establecer criterios tanto de inclusión como de exclusión que simplifiquen los resultados obtenidos.

- **Ejecución:**

Luego de establecer el protocolo de revisión, se procede a la ejecución del mismo. Por lo tanto, se inicia dando respuesta a las preguntas de investigación que se han establecido, mediante la búsqueda de los artículos primarios que faciliten la información adecuada y confiable sobre el tema de interés, ahora bien, dichos artículos deben ser evaluados para identificar cuáles son artículos de calidad que cumplen con los criterios establecidos, dando como resultado, la selección de los artículos primarios.

- **Informe:**

Finalmente, en esta fase se enfoca en la documentación o redacción sobre los resultados obtenidos de la fase de ejecución, además es necesario que el estudio sea validado por expertos.

2.1.2. Mashups Web

Dentro del desarrollo web, el término de Mashups se caracteriza por la forma de integrar y reutilizar los servicios. Mashups Web son aplicaciones que usan datos, visualización o funcionalidad de dos o más fuentes que permiten la creación de un nuevo servicio más completo con un nuevo propósito. Asimismo, los servicios Mashups permiten que los usuarios tengan la posibilidad de integrar datos de diferentes fuentes basados en la composición de los servicios web (F. Zhang et al., 2020), para ello, se puede realizar mediante interfaces públicas API (servicios web), canales RSS o Web Scraping (Agüero et al., 2021).

Por otra parte, (Zhong et al., 2016) define a los Mashups como un enfoque popular para el desarrollo de aplicaciones que permiten integrar varios servicios para crear uno nuevo; es decir, son aplicaciones que se crean a partir de composiciones de servicios. Así mismo, según (Marroquín Borja, 2016) señala que, actualmente los Mashups también son conocidas como aplicaciones web híbridas, que combinan los servicios de diferentes sitios web, provenientes de terceros, es decir, que mediante una interfaz pública (API) permite crear nuevo contenido con mayores funcionalidades.

En este contexto, a lo largo del tiempo se han realizado pocos estudios enfocados en SLR de los Mashups; Latih et al. (2014) presenta un SLR de programación para el usuario final (End-user Programming - EUP) para Mashups Web; su estudio en basa en artículos publicados desde el año 2000 hasta el 2012; dando como resultado la identificación de 5 enfoques EUP para Mashups Web: navegación, programación por demostración, hoja de cálculo, widget, flujo de datos y enfoque basado en bloques; además, identificó otros enfoques como Mashups de plataforma ubicuas, funciones de soporte a los usuarios,, técnicas de

extracción de datos y Mashups orientados a procesos. Sin embargo, concluye que se debe realizar un análisis profundo en temas como Mashups empresariales, plataformas ubicuas, etc., ya que, los pocos estudios vistos no presentan suficiente literatura por ser temas nuevos en esa época.

Asimismo, (Beemer & Gregg, 2009) realizó un estudio sobre Mashups donde presentó un marco de clasificación y revisión de la literatura; su estudio se basó primeramente en la categorización de los Mashups teniendo como resultado las siguientes clasificaciones; por métodos de control de acceso, integración de Mashups, agentes; donde clasificó en dos categorías: inducción (aplicación de aprendizaje automático, redes bayesianas y procesamiento de lenguaje natural) y orientación, frameworks, programación del usuario final y Mashups empresariales; finalmente, en su investigación identificó varios problemas en los métodos como: seguridad, calidad, disponibilidad que poseen los Mashups.

Por otra parte, Bárbaro et al. (2017) realizó un estudio SLR sobre recomendadores semánticos; este estudio se basa en realizar una recomendación de contenido dependiendo del historial del usuario, además cuenta con una clasificación de tecnologías, funcionamiento, arquitecturas, dominios y otros criterios de evaluación, sin embargo el estudio no abarca todos las tecnologías emergentes que incluye la inteligencia artificial.

Es así que, con los estudios y casos mencionados, se pretende identificar los puntos más relevantes dentro de la investigación, con el fin de que, mediante la documentación obtenida se pueda tener bases sólidas para extraer información sobre qué técnicas se puede usar para el desarrollo de los Mashups Web; además, para los procesos de orquestación o coreografía mediante servicios web se pueda integrar la inteligencia artificial (IA) para seleccionar la información en los Mashups.

2.1.3. Técnicas que integran Mashups Web con IA

Hoy en día existen técnicas que han sido implementadas para la integración de Mashups web con la ayuda de métodos enfocados a la Inteligencia Artificial (IA). Es así que, (Liang et al., 2021) propone un algoritmo de recomendación en filtrado colaborativo de seguridad que integra la similitud de contenido, para ello, utiliza dos módulos que se integran perfectamente en una red neuronal profunda para predecir con precisión y rapidez la información de calificación de Mashup para los servicios web. Por otra parte, (Trinh et al., 2015) utilizó la semántica para realizar una simplificación de composición de Mashups en múltiples niveles, enfocándose en la creación de un agente que permite aprovechar las anotaciones semánticas para permitir a los usuarios componer automáticamente Mashups ingresando texto en lenguaje natural. Así mismo, otra de las técnicas que se han usado dentro de la integración de Mashups, presenta (Vallejo Figueroa et al., 2018) para el proceso de búsqueda de recursos educativos abiertos, mediante un etiquetado automático y la clasificación de recursos educativos mediante técnicas de minería de texto.

Gil et al. (2021) presenta su estudio sobre una arquitectura que permite la integración de información en 3 formas: estructurada, semiestructurada y no estructurada de fuentes heterogéneas mediante recomendadores. Es así que, su plataforma ofrece varias tecnologías tales como: procesamiento automático de textos, reconocimiento de conceptos, análisis de sentimientos y uso de agentes inteligentes.

2.2. Planeación del SLR

Para elaborar un SLR es necesario establecer el objetivo o necesidad del estudio, así como también especificar las preguntas que dan respuesta a la necesidad de la misma. Anteriormente, se detalla cada una de las fases de la metodología de Kitchenham, sin embargo, el protocolo de revisión es el más importante para realizar la elaboración del SLR (Kitchenham et al., 2010).

2.2.1. Campo a estudiar

El campo de estudio se centra en el campo de aplicaciones web, enfocándose en los sistemas Mashups Web, así como también, encontrar soluciones existentes sobre técnicas y métodos de inteligencia artificial que se pueden aplicar para la integración de datos.

2.2.2. Necesidad del SLR

La necesidad por la que se desarrolla la revisión sistemática de literatura se debe a que existen grandes volúmenes de información en la web, que requieren el uso de herramientas para la creación de aplicaciones más completas para los usuarios; con la característica de que estas permitan seleccionar e identificar los contenidos apropiados a ser presentados de una manera fácil y oportuna. Esta completitud al

momento de utilizar una aplicación, ocasiona que los desarrolladores tengan que descubrir nuevas maneras de presentar la información en una forma ágil y sencilla (Sabatucci et al., 2016).

Esto convierte al desarrollo en una tarea más compleja y cuidadosa, que requiere menos errores, más fuentes de información y una alta calidad en cuanto a disponibilidad, eficiencia, usabilidad, entre otras. Es por esto que, hoy en día, la creación de aplicaciones basadas en componentes y fuentes externas ha cobrado un gran interés, haciendo necesaria la unificación de formatos, fuentes de datos altamente disponibles, lenguajes y protocolos comunes.

Es así que, los Mashups Web representan una opción viable para mitigar problemas causados por la falta de calidad, por la gran cantidad de datos y su disponibilidad (H. Zhang et al., 2019). Por lo tanto, se han creado muchas soluciones de esta índole; sin embargo, estas soluciones se encuentran dispersas, lo que ocasiona que los desarrolladores tengan que buscar diferentes formas de resolver un problema relacionado con la integración. Cabe destacar que los Mashups Web permiten la integración a nivel de vista (por lo general); requiriéndose formas de integración, visualización de información, etc. Esto ha generado mucha evidencia para el uso de servicios web, fuentes RSS, software como servicio, entre otros; evidencia que, se necesita que se resuma en un solo estudio secundario (Ali et al., 2011).

En este contexto, los Mashups han sido utilizados en varios dominios (p. ejm. educación, salud, viabilidad, entre otros); si bien existen muchos artículos relacionados con este tipo de soluciones, se han realizado pocos artículos secundarios que reúnan evidencia y la clasifiquen; además, aparentemente en los últimos años, el concepto de Mashup se ha transformado hacia otros mecanismos de integración cliente-proveedor basados en componentes; de ahí, se vuelve necesario indagar en el estado del arte de los Mashups Web, su estado actual, sus derivaciones hacia otro tipo de soluciones; para tener un insumo que permita clarificar y reinventar muchos de los conceptos que se han ido dispersando a lo largo de los últimos años.

2.2.3. Preguntas de investigación

Según Kitchenham y Charters (2007) indican que una parte relevante en su metodología es la formulación de las preguntas de investigación, ya que estas son la base y fundamento de todo el estudio, es decir, permiten que el estudio tenga una guía de revisión estableciendo criterios y un enfoque específico, donde se evaluará la calidad de la investigación mediante la selección de artículos primarios. A continuación, se presentan las preguntas formuladas:

- ¿Cuáles son los dominios en los que se ha contemplado el uso de Mashups como solución para presentar contenido según los diferentes dominios de aplicación?
- ¿Cuáles son las tecnologías utilizadas dentro de la arquitectura de los Mashups?
- ¿Qué técnicas y métodos de inteligencia artificial se pueden aplicar para la integración de datos?
- ¿Cómo se está llevando la investigación en el campo de los Mashups cuando integran inteligencia artificial para la composicionalidad de los datos?

2.2.4. Cadena de búsqueda

Para la construcción de la cadena de búsqueda, es necesario establecer las palabras claves que forman parte de la misma con sus respectivas palabras o términos alternos (Tabla 1). Se tiene como fin, establecer la cadena mediante conectores para introducir en las diferentes bibliotecas o indexadores digitales y obtener los artículos relacionados con el tema.

Tabla 1

Términos para la construcción de la cadena

Términos	Términos Alternativos
Mashups Web	Mashup, Mash-up, Mash-up Web
Artificial Intelligence	AI

Nota: esta tabla indica los términos y términos alternativos que ayudará a la construcción de la cadena de búsqueda

Al ser un estudio que se basa en aplicaciones de Mashups Web que integren Inteligencia Artificial se considera dos términos, sin embargo, para construir se usa diferentes conectores, tales como: “AND”, “OR” permitiendo la unión de los términos alternativos respectivamente.

Resultado de la construcción de la cadena es la siguiente: “(Mashups Web OR Mashups OR Mash-up OR Mash-up Web) AND (Artificial Intelligence OR AI) AND PUBYEAR > 2001 AND PUBYEAR < 2022 AND PUBYEAR > 2001 AND PUBYEAR < 2022”.

2.2.5. Bibliotecas e Indexadores digitales

En la actualidad existen varias bibliotecas que ofrecen artículos enfocados en diferentes dominios, sin embargo, para este estudio se ha considerado las bibliotecas e indexadores digitales presentados en la Tabla 2.

Tabla 2

Bibliotecas seleccionadas.

Biblioteca o Anexador	URL
ACM	https://dl.acm.org/
IEEE	https://ieeexplore.ieee.org/
Science Direct	https://www.sciencedirect.com/
Scopus	https://www.scopus.com/
Springer Link	https://link.springer.com/

Nota: se indica las bibliotecas que se emplean para la búsqueda automática.

2.2.6. Criterios de inclusión y exclusión

Dentro del desarrollo del protocolo de revisión es necesario establecer los criterios de exclusión e inclusión. El objetivo de establecer dichos criterios permite reducir la cantidad de artículos primarios a ser seleccionados, así como también encontrar artículos enfocados más al tema de interés. A continuación, se especifican los criterios de inclusión y de exclusión que permiten el descarte de los estudios.

Inclusión:

- Artículos que presentan información sobre inteligencia artificial en distintos dominios de información basadas en Mashups web
- Artículos que presentan técnicas de IA para la composicionalidad de la web.
- Artículos que presentan información sobre recomendación de contenido para sitios web.
- Artículos desde el 2002 cuando el término Mashups se dio origen (Daniel & Matera, 2014).

Exclusión

- Ponencias introductorias para ponencias cortas, libros y talleres.
- Informes duplicados del mismo estudio en diferentes fuentes.
- Artículos cortos con menos de 4 páginas.
- Idioma diferente al inglés y español.
- Literatura que no disponga DOI.

Fecha de Inicio de búsqueda [30/05/2022]

2.2.7. Selección de los artículos primarios

Para la selección de los artículos primarios se realiza mediante una lista de resultados de las bibliotecas mencionadas en la Tabla 3, se toma en consideración los siguientes ítems:

- Aplicar la cadena de búsqueda en cada biblioteca y descargar la lista de resultados.
- Con la lista obtenida, dar lectura al título, resumen y palabras claves de los artículos, la lista resultante pasará a un nuevo análisis.
- Para los artículos resultantes del paso anterior, dar lectura en su totalidad y descartar o conservar los que tenga relación y semejanza con el tema.
- Por último, se listan los artículos resultantes, clasificándolos por biblioteca, es decir, los artículos que cumplen los criterios de inclusión y exclusión anteriormente mencionados.

2.2.8. Evaluación de calidad

Dentro de los SLR no solo es necesario los criterios de inclusión y exclusión, sino también, una lista de validación que comprende un control de calidad de cada uno de los artículos. Para ello, en el primer punto de la evaluación se usa un cuestionario comprendido de 3 puntos de la escala de Likert para

proporcionar la evaluación de calidad a los artículos previamente seleccionados. Se califica considerando el orden de relevancia proporcionado por la biblioteca y las listas de Journal Citation Reports (JCR).

Tabla 3

Evaluación de calidad

N°	Pregunta	Respuestas y puntajes
1	El estudio ha sido publicado en una revista o conferencia relevante.	1 Muy relevante
		0 Pertinente
		-1 No tan relevante
		1 El artículo ha sido citado por más de cinco autores.
2	El estudio ha sido citado por otros autores	0 Parcialmente
		-1 El documento no ha sido citado.

Nota: métricas que permiten la calificación mediante una evaluación de calidad

El punto 2 será evaluado tomando en consideración el recuento de citas que dé como resultado Google Scholar. Es importante mencionar que para los artículos que se han publicado en el último año y contengan un puntaje bajo, sean considerados como “Parcialmente” para no descartarlos.

2.2.9. Estrategia de extracción de datos

Para dar inicio con la extracción de datos, se debe considerar una serie de criterios basados en las preguntas de investigación planteadas anteriormente, con la ayuda de esta planificación se puede garantizar que se utilicen los mismos criterios de recopilación de datos para cada estudio seleccionado.

Tabla 4

Formulario de extracción de datos

Preguntas de investigación	Criterios de extracción (EC)	Opciones	Referencias
RQ1: ¿Cuáles son los dominios en los que se ha contemplado el uso de Mashups como solución para presentar contenido según los diferentes dominios de aplicación?	CE1 Dominios de Aplicación	Educación Comercio IoT	(Aghae & Pautasso, 2014; Bahrami et al., 2018; Gil et al., 2021; Khokhar et al., 2021)
		Recomendadores de Servicios AI Herramientas de Software Otros	
	CE2 Entorno	Mashups Web Mashups Empresariales Datos	(Tinajero Díaz, 2016)
		Lógica de aplicación Presentación / interfaz de usuario	(Atrouche et al., 2015)
RQ2: ¿Cuáles son las tecnologías utilizadas dentro de la arquitectura de los Mashups?	CE3 Mashups Tipos	Híbridos (combinación de los tres tipos de los anteriores) Lógica Datos	(Cedillo Orellana, 2013; Ngu et al., 2010)
		Interfaz de usuario Componentes de transmisión en tiempo real	
	CE4 Componentes	Componentes Información Presentación	(Endres-Niggemeyer, 2013; Ngu et al., 2010)
		Desarrollo Ejecución y operación Gestión	(Daniel & Matera, 2014)
RQ3: ¿Qué técnicas y métodos de inteligencia artificial se pueden aplicar para la integración de datos?	CE5 Calidad	Integración de datos	(Lin et al., 2019)
		Integración de datos y aplicaciones	
	CE6 Plataformas	Computación en la nube	
	CE7 Integración de datos y aplicaciones		

RQ4: ¿Cómo se está llevando la investigación en el campo de los Mashups cuando integran inteligencia artificial para la composicionalidad de los datos?	CE8 Fase(s) en la(s) en la que se basan los artículos	Análisis Diseño Implementación
	CE9 Tipo de validación	Prueba de conceptos Experimento Prototipo Otros
	CE10 Alcance del enfoque	Industria Academia
	CE11 Metodología	Nuevo Extensión

Nota: se establecen los criterios de extracción que permiten dar respuesta a las preguntas de investigación.

2.2.10. Métodos de síntesis

Se emplea una síntesis narrativa, donde mediante tablas y gráficos se visualizan los resultados obtenidos de los artículos primarios.

2.3. Ejecución de revisión

La finalidad de esta etapa es describir los procesos correspondientes al protocolo de revisión que se describe en la sección nro. 2.2. Para ello, se ha dividido en 2 fases; selección de artículos primarios y extracción de datos.

2.3.1. Selección de artículos primarios

En esta fase se logra identificar, seleccionar y evaluar los artículos primarios con ayuda de los criterios de inclusión, exclusión y de calidad establecidos anteriormente. Para la selección de los artículos se ha dividido por procesos, a continuación, se describe cada uno de ellos:

Búsqueda sistemática: En este proceso se da uso de la cadena anteriormente establecida, adaptándola a cada biblioteca o indexador, luego se procede a la descarga de la lista de artículos de las mismas. Es necesario recopilar todos los artículos en una sola lista, en este caso, el resultado obtenido de las descargas es de 927 artículos.

Primera selección: En base a la planeación se procede a aplicar los criterios establecidos para verificar si los artículos cumplen o no con los mismos. Por tanto, es necesario dar una breve lectura del título de cada uno de los artículos, con el objetivo de disminuir la lista de los artículos para la revisión de literatura. Dentro de este proceso se han identificado 84 artículos (ver figura 1) que no cumplen con este paso, en los cuales se encuentran 30 repetidos, 1 diferente del idioma establecido y 1 SLR, por lo tanto, han sido descartados, quedando como resultado una lista de 843 artículos.

Segunda selección: Se considera dar una lectura al título, resumen y palabras claves, para obtener más información relevante de cada uno de los artículos para identificar que los artículos cumplen o no con los criterios. De igual manera, se identifica que los estudios que no cumplen con los criterios de esta sección son de 104 artículos (ver figura 1), considerando que dentro de estos artículos se encuentran 3 libros, 2 sin acceso al DOI, 12 con menos de 4 hojas, por tanto, resulta una lista de 739 artículos.

Tercera selección: Se procede a dar una lectura profunda de los artículos para verificar si los mismos corresponden al tema de interés, caso contrario, se descartan dichos artículos que no cumplen o no forman parte del tema. Por lo tanto, dentro del estudio se excluyen. El resultado de la lectura profunda ha dado como resultado final de 94 artículos (ver figura 1).

Evaluación de calidad: Se verifica si cada uno de los artículos seleccionados están publicados en revistas o conferencias relevantes, si no es el caso, dicho artículo es descartado. Finalmente dentro de esta etapa se concluye que la lista obtenida es de 85 artículos que cumple con los criterios de la evaluación de calidad (ver figura 1).

2.3.2. Extracción de datos

En esta etapa, se realiza la extracción de datos o información de cada uno de los artículos seleccionados previamente; sin embargo, para facilitar el trabajo de selección se construye una matriz con la ayuda de la herramienta Microsoft Excel.

Por lo tanto, para la construcción de la matriz es necesario los metadatos de cada estudio (título del documento, autores, resumen, DOI, año de publicación y el tipo de publicación). Luego es necesario la lectura profunda de cada uno de los artículos, donde se obtendrá información que ayude a responder a las preguntas de investigación y así llenar dicha matriz en Excel.

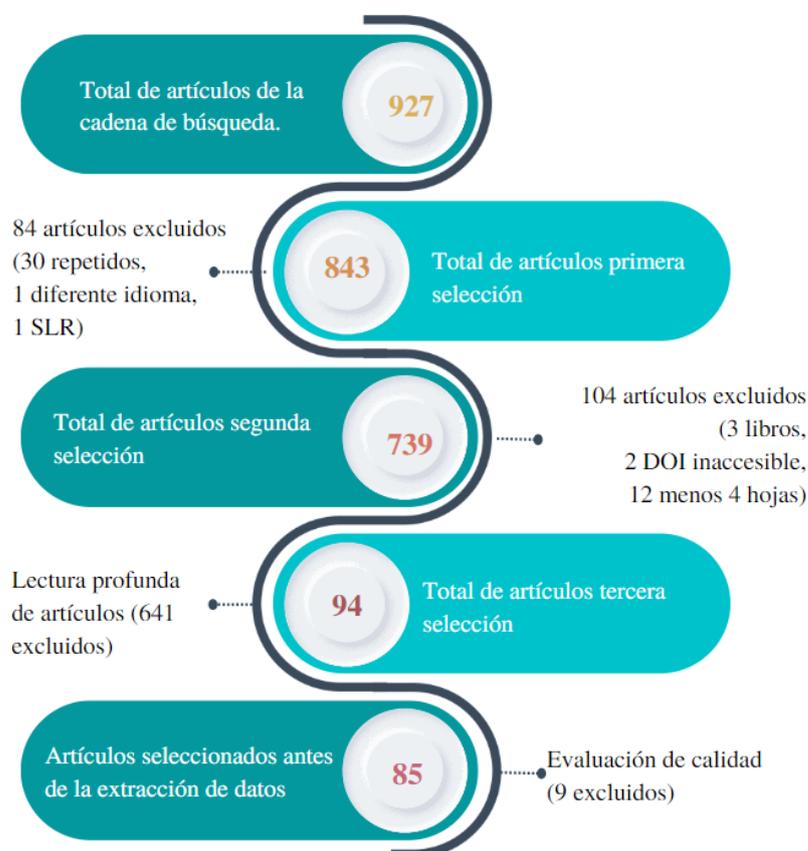
3. Resultados

En esta sección, se presentan los resultados obtenidos del SLR usando la metodología de Kitchenham, por lo cual, se pretende dar respuesta a las preguntas de investigación planteadas en la sección nro. 2.3.3.

En primer lugar, los resultados obtenidos de la búsqueda automática en las librerías son de 927 artículos; sin embargo, luego de la selección con ayuda de los criterios de extracción e inclusión, se obtiene como resultado 85 artículos, se puede observar la Figura 1 para más detalles.

Figura 1

Proceso de selección de artículos en la revisión sistemática.

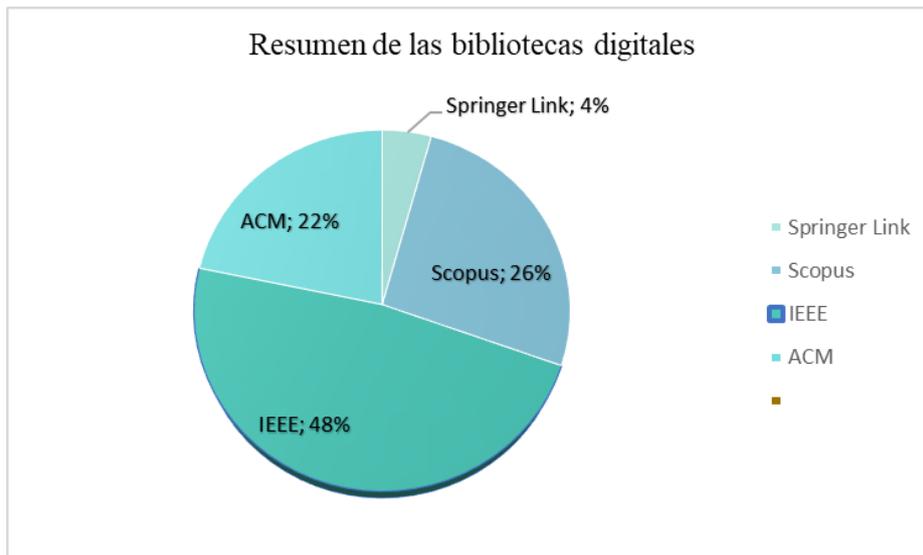


Nota: Indica el proceso y los resultados que se obtuvo para la selección de los artículos.

Como siguiente paso, se realiza la extracción de datos de los artículos, por lo cual, es necesario el uso de la matriz para rellenar la misma, con el fin de poder incluir o excluir de la lista de seleccionados. En la figura 2 se observa un resumen de este proceso, el resultado final de la selección es de 23 artículos que brindan información relevante hacia la investigación planteada (ver anexo 2 y anexo 3), además se indica el número de artículos seleccionados de cada uno de las bibliotecas digitales.

Figura 2

Resumen del número de artículos seleccionados de las bibliotecas.



Nota: Los artículos seleccionados han sido de 4 bibliotecas digitales descartando ScienceDirect.

3.1. Análisis de los resultados por criterios de extracción de datos.

CE1. Dominios de Aplicación: Existe un porcentaje del 4,3% tanto para los artículos enfocados en la educación como los dedicados a software para desarrollo de Mashups, que hablan de un modelo informático sin servidor para ejecutar flujos de trabajo HPC [A04] y un software dedicado a la programación gráfica de Spark [A14] respectivamente. Además, el 30,4% se enfocan en el comercio, es decir, las empresas dan uso de aplicaciones Mashups mejorando el valor de las mismas [A21], marcos de aprendizaje profundo DLTSR dentro de las empresas [A13], publicación, clasificación y calidad de API's para el consumo de las empresas en Mashups [A09, A05], sistemas turísticos basados en Mashups [A10, A16], una plataforma de Mashups para cablear datos de dispositivos IoT [A03]. Así mismo, existe un 30,4% en artículos basados en Recomendadores de servicios [A02, A06, A09, A11-A13, A17]. Por otra parte, los artículos basados en IOT tienen un 13%, refiriéndose a temas de programación gráfica intuitiva de aplicaciones IoT [A14], algoritmos de filtrado colaborativo para modelos de recomendación para servicios de IoT [A12], plataforma de Mashups para la conexión de IoT con Internet de servicios [A03], finalmente, otros estudios se enfocan en variados temas como frameworks, filtrado colaborativo [A13, A15, A22].

CE2. Entorno: El estudio se enfoca en dos tipos de entornos de Mashups, por un lado tenemos con el 78,3% los Mashups Web, y por otra parte los Mashups Empresariales con un 26,1% los cuales se enfocan en automatización de servicios en la nube con requisitos QoS, además buscan enriquecer los procesos para mejorar una arquitectura de servicio. [A21], orquestación de los servicios para la captura en un modelo de trabajo [A19], sistemas turísticos basado en Mashups semántico [A10], servicios distribuidos sensible a la categoría para clasificar los servicios [A11], mecanismo de asistencia [A02]. Así mismo, el estudio [A16] integra varias API's con el fin de obtener una app de turismo dentro de Argentina.

CE3. Tipos de Mashups: Se incluyó 3 tipos de Mashups; sin embargo, es necesario aclarar que los tipos no se derivan directamente de los tipos de componentes, por tanto, el más común es el de Lógica de aplicación con un 65,2% [A01, A06, A07, A09, A11-A21], seguido de Datos con 43,5% [A02, A04, A05, A08, A13, A14 - A16, A19, A23], Híbridos con 8,7% [A03, A10] y finalmente Presentación con tan solo 13% [A02, A22, A23].

CE4. Componentes: En la SRL se analiza que el 82,6% pertenece a artículos basados en componentes de tipo lógico [A01-A03, A06, A07, A09-A22], componentes de datos con un 39,1% [A05, A08, A10, A13-A15, A19, A20, A23], componentes de interfaz de usuario/presentación con el 17,4% [A02, A03, A10, A22], selección de atracciones turísticas [A10, A16] y finalmente, componentes de transmisión en tiempo real que se enfoca en artículos que incluyen IoT con un 21,7% [A01, A03, A12, A14, A23]

CE5. Calidad: Los artículos enfocados en mejorar la calidad de composición se encuentran en primer lugar 73,9% [A02, A03, A05, A07-A13, A15-A18, A20, A21, A23], en segundo lugar, con un 52,2% los artículos buscan mejorar la calidad de la información [A01-A03, A06, A08, A10, A11, A14, A17, A18,

A20, A22, A23] y finalmente, en tercer lugar, la calidad de presentación obtiene un 30,4% [A02, A03, A10, A17, A21-A23].

CE6. Plataformas: los artículos seleccionados dentro del SLR, tienen un mayor enfoque en ambientes de desarrollo con un 69,6% entre los cuales se pueden distinguir: herramientas de desarrollo para Mashups [A01, A05, A12, A15, A17, A20, A21], plataforma de desarrollo de Mashup de código abierto Apache Rave [A02], plataforma en la nube basada en VM para flujos de trabajo HPC [A04], recomendaciones desarrollo de Mashups [A06, A09, A11, A13, A18], construcción de redes de Mashups Web [A08] y el desarrollo de un negocio en turismo [A10]. Finalmente, las plataformas de ejecución y operación presentan un 34,8% [A02, A03, A10, A12, A16, A19, A22, A23], y plataformas de gestión con un 21,7% servicio de comunicación entre aplicaciones [A02, A03, A07, A18, A23].

CE7. Integración de datos y aplicaciones: La integración de datos se encuentra en primer lugar con un 60,9% de los artículos seleccionados [A06-A13, A15-A18, A21, A22], por otra parte, el 56,5 % pertenece a la integración de aplicaciones [A02-A05, A10, A11, A14, A16, A19-A23] y finalmente con el 13%, corresponde a la computación en la nube [A03, A04, A21]. Todos los artículos dentro de la revisión sistemática integran el uso de Inteligencia Artificial, estos se enfocan en varias técnicas, tales como: minería de descripción textual [A01], minería de patrones [A02, A05], servicios inteligentes Google Speech To Text [A03], clúster [A04, A11, A23], red neuronal profunda [A06, A07, A12], red bayesiana [A08, A10], KGCF SR [A09], marco de aprendizaje profundo [A13], algoritmo KMeans [A14], redes neuronales convolucionales (CNN) [A15], factorización neuronal y atencional [A16], procesamiento del lenguaje natural (PNL) [A17], planificación de IA [A18, A19, A20, A21], aprendizaje automático por comportamiento de patrones [A22].

C08. Fases en la que se basan los estudios. La gran mayoría de estudios se encuentran en fases de análisis con un 87% [A01, A03-A06, A08-A20, A22, A23] y diseño con 78,3% [A01-A11, A15-A18, A20, A21 A23]. Los estudios diseñan soluciones tomando en cuenta un análisis de la problemática en la cual se enmarcan y si la solución planteada por la más indicada, por ejemplo, en [A08] presenta un enfoque para construir una red de Mashups web mediante el aprendizaje de una red bayesiana semántica con el fin obtener soluciones para simplificar la navegación de red. Finalmente, el 47.8% de resultados, disponen de una posterior implementación del diseño [A01-A05, A07, A09, A10, A19, A21, A22] por ejemplo en [A22] propone una metodología para permitir que las interfaces de usuario de Mashups sean inteligentes y evolucionen con el tiempo mediante el uso de técnicas computacionales sobre grandes cantidades de datos. La misma que es implementada en ENIA, un agente inteligente de información ambiental generando nuevas formas de adaptar la interfaz a las necesidades del usuario.

C09. Tipo de validación: Los experimentos son la forma más usada en los estudios analizados para validar resultados con un 87% de los artículos analizados en esta revisión sistemática [A01, A02, A04-A12, A15-A23]. En menor medida se han aplicado prueba de conceptos [A03, A13, A14, A23] y en otros casos se han desarrollado prototipos [A03] como glue.things, la cual es una plataforma Mashup para interconectar el Internet de las cosas con el Internet de los servicios. Finalmente, los dos artículos restantes equivalentes al 8.7% aplican otros criterios de evaluación por ejemplo [A05] plantea un experimento orientado a una evaluación de calidad en su capacidad de reemplazo y fiabilidad.

C10. Alcance del enfoque: Un largo porcentaje conformado por el 95.7% de artículos analizados disponen de un enfoque académico [A01-A09, A11-A23]. El porcentaje restante, tiene un enfoque netamente aplicado a industria [A10], en este caso la industria del turismo en donde, a través de una ontología, el sistema recomienda atracciones turísticas a un usuario teniendo en cuenta el comportamiento de viaje tanto del usuario como de otros usuarios siendo el objetivo final aplicar este paradigma a un sistema de turismo real en China.

C11. Metodología: El 91.3% de los estudios analizados corresponden a nuevas investigaciones desarrolladas que plantean nuevas soluciones en busca de integrar Mashups con inteligencia artificial [A01-A06, A08-A23]. Por otro lado, el 8.7% restante de estudios, forman parte de estudios publicados previamente y son una continuación de los mismos.

4. Discusión

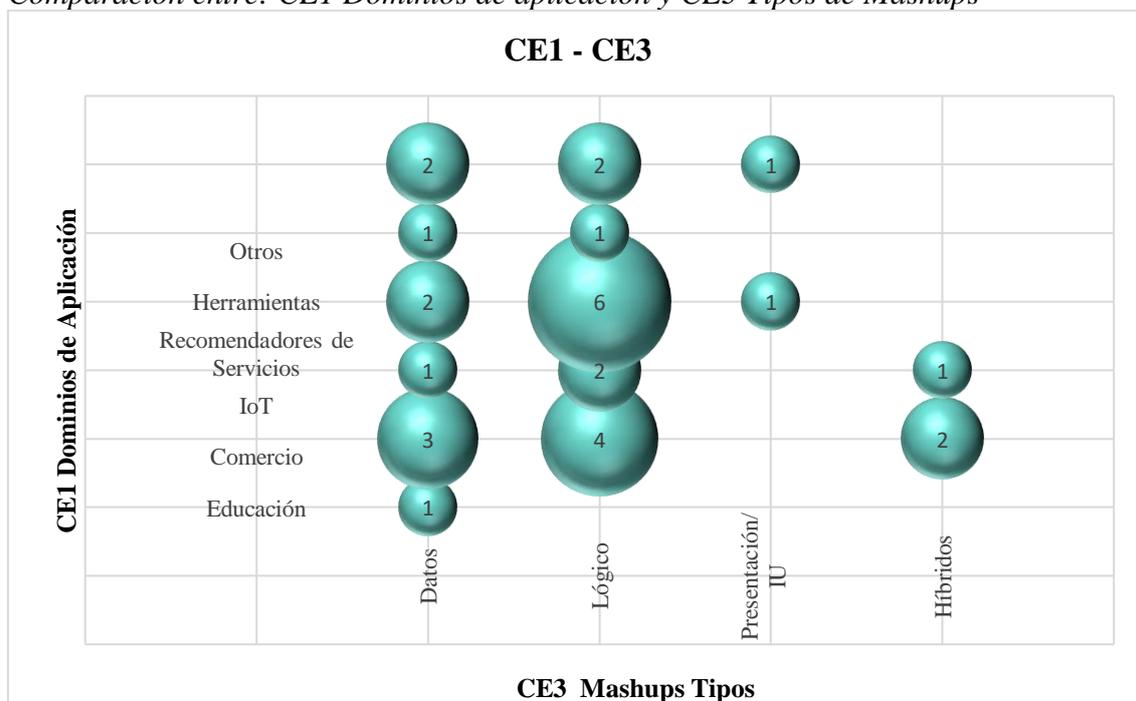
En esta sección, se habla más a detalle sobre los resultados obtenidos dentro del SLR con el fin de sintetizar la información para responder a las preguntas de investigación planteadas con anterioridad.

¿Cuáles son los dominios en los que se ha contemplado el uso de Mashups como solución para presentar contenido según los diferentes dominios de aplicación?

En la Figura 3, se presentan los resultados indicando el número de estudios de los diferentes dominios de aplicación. Por una parte, los estudios analizados tienen mayor aceptación en el dominio de aplicación comercial y recomendadores de servicios, además, estos estudios se basan en los Mashups de tipos de datos y lógicos. Dentro de los comerciales se encuentran los siguientes estudios: A03, A05, A09, A10, A13, A16, A21, los mismos que presentan diferentes procesos para presentar contenido.

Figura 3

Comparación entre: CE1 Dominios de aplicación y CE3 Tipos de Mashups



Nota: Recomendadores de Servicios y Comercio dominios con mayor aceptación dentro de los estudios analizados.

Por lo tanto, se han obtenido estudios que se basan en el dominio comercial y que están dentro de los Mashups de Datos. Los autores del estudio [A03], presentan una plataforma mashup comercial que permite la conexión de dispositivos electrónicos e informáticos portátiles, herramientas comerciales y de consumo a internet para la construcción y visualización de información tomando flujos de datos. Por otra parte, los autores [A05], se enfocan en tareas de crowdsourcing para plataformas de marketplace mediante minería de datos y aprendizaje automático, para lo cual recopilan un conjunto de datos que consta de 997 tuberías (Mashup de datos) elegidas al azar del repositorio Yahoo! Pipes para obtener servicios que ofrezcan contenido para los usuarios de los marketplaces. Por otra parte, los autores [A16] presentan una aplicación web llamada ArgenCities que permite realizar una búsqueda impulsada por Google Maps, además, está compuesta por 5 API's los cuales son extraídos los servicios desde el sitio ProgrammableWeb, así como también, usan Mashuping que permiten la reutilización de aplicaciones existentes (mashups lógico). Su metodología se basa en un modelo de máquina de factorización de red neuronal y atencional NAFM, que comprende la captura de las interacciones de características de orden bajo y alto con respecto al objetivo, Otros estudios se basan solo en mashups lógicos; los autores [A09], mediante API's, utiliza un algoritmo para recomendar servicios, así mismo, los autores del estudio [A13] plantean un marco de aprendizaje profundo basado en el consumo de servicios de cola larga; lo que se pretende es buscar una mejor precisión, con el fin de recomendar servicios de calidad. Por otra parte, los autores [A21], hablan de una automatización de servicios de mashups, con el fin de ofrecer una mejor experiencia a los usuarios. Su objetivo es ofrecer los servicios a varios proveedores y ser desarrollados por diferentes lenguajes de programación.

Según la figura 3, se observa que los recomendadores de servicios enfocados en mashups de tipo lógico son los que mayor acogida tienen en [A06] los autores proponen un enfoque de recomendación de servicios Mashups en una red neuronal profunda, del mismo modo, los autores [A11] se basan en la recomendación de servicios basados en contenido, mediante una recomendación distribuida consciente de la categoría. Los autores en [A12], ofrecen un algoritmo de recomendación para el servicio de filtrado colaborativo de seguridad que integra la similitud de contenido para la visualización de información en Mashups. Finalmente, los autores de [A17], presentan el uso de etiquetas mashups que mediante una red entrenada se busca obtener vectores con recomendaciones de servicios.

¿Cuáles son las tecnologías utilizadas dentro de la arquitectura de los Mashups?

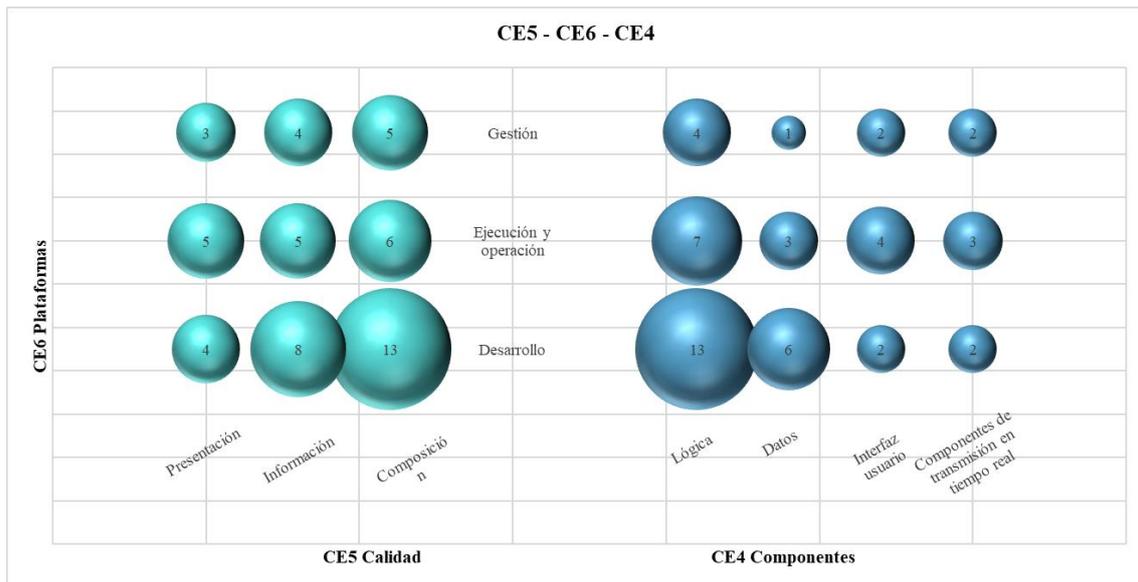
La arquitectura de los Mashups está comprendida por 3 capas (componentes) que se dividen en: presentación, servicios web(lógicos), datos y de transmisión en tiempo real(Daniel & Matera, 2014)(Cedillo Orellana, 2013). Además, estos se caracterizan por la forma en las que se presentan las tecnologías implementadas, tales como: XML, JSON, SOAP, JavaScript, XML, API's, entre otras. En la figura 4, se presentan los componentes de la arquitectura, plataformas en la que se enfocan los Mashups web, así como también la calidad en cuánto a la combinación de componentes. Por este motivo, se analizan los estudios que más sobresalen dentro de la figura 4.

Los resultados del SLR, muestran que existen más estudios dentro de una arquitectura enfocada a los componentes lógicos, además estos buscan mejorar la calidad de la composición. Por otra parte, las plataformas de los Mashups web se centran de mayor medida en un entorno de desarrollo de los mismos, antes que en la gestión. Dentro de los estudios enfocados en recomendadores de servicios, estos buscan mediante la extracción de datos (API's) mejorar la precisión de composición para el desarrollo y manejo de los contenidos de los Mashups. Por tal motivo, los autores [A02] buscan simplificar el proceso de composición hacia los componentes de presentación mediante un enfoque de desarrollo asistido, por lo cual, emplean el uso de widgets que permite a los usuarios componer los Mashups, mediante un algoritmo de minería de patrones para la extracción de API's, este widget comprende algoritmos de recomendación así como también está implementadas en tecnologías de JavaScript. Así mismo, los autores de [A09], presentan un modelo gráfico de conocimiento que permite la extracción de API's para obtener Mashups relacionados entre las aplicaciones, reduciendo la escasez de datos. Además mejoran la calidad de información para conseguir una manera más conveniente de relacionar el contenido que ofrecen estas aplicaciones. Los autores de [A11], ofrecen un método de aprendizaje automático para la extracción de servicios web, para ello es necesario la categorización de servicios, descomponiendo los requisitos del Mashups para así predecir los servicios necesarios. En el año 2021 los autores [A12], proponen un algoritmo basado en filtrado colaborativo de seguridad apoyado en la factorización matricial que permite integrar la similitud de contenido en los Mashups web, para lo cual, usa un sistema integrado de seguridad en tiempo real Cyber-Physical Systems. De igual manera, los autores de [A15], utilizan el filtrado colaborativo con la diferencia que en este estudio emplea atención CNN para la recomendación de servicios, por lo que concluyen que su método puede lograr mejoras significativas. Con el fin de obtener una mejor calidad de Mashups en cuanto al contenido de la descripción, los autores de [A13], usan un modelo de aprendizaje profundo Stacked Denoising Autoencoders para realizar la extracción de características de los servicios web de cola larga, para ello, utilizan los datos históricos consumidos por los usuarios(los resultados son obtenidos en formato JSON). Finalmente, los autores [A17], se enfocan en recomendaciones de etiquetas mediante procesamiento de lenguaje natural (PNL) para el desarrollo de los Mashups y así encontrar la similitud para el contenido de las mismas hacia los usuarios; su método se basa en entrenar vectores de palabras usando API web y descripciones de Mashups.

Por otro lado, los autores de [A10], presentan un método que usa una ontología para la integración de información y la composición de widgets en un sistema de turismo, donde usan un paradigma enfocado en SOAP. De igual manera, sus funcionalidades se pueden exponer como servicios web (REST, RSS o ATOM), su ambiente se basa en desarrollo, ejecución y operación de servicios web. Otros autores [A18], se enfocan en gestionar los servicios para mejorar la calidad, por tal motivo, realizan una evaluación de eficacia en la composición automática usando la ingeniería inversa; recopilan un mayor porcentaje de servicios SOAP antes que servicios RESTful.

Figura 4

Comparación entre: CE4 Componentes, CE5 Calidad y CE6 Plataformas.



Nota: Los estudios que son analizados están dentro de los 13 estudios que se presentan en cuanto a desarrollo, componentes lógicos y la calidad de composición.

¿Qué técnicas y métodos de inteligencia artificial se pueden aplicar para la integración de datos?

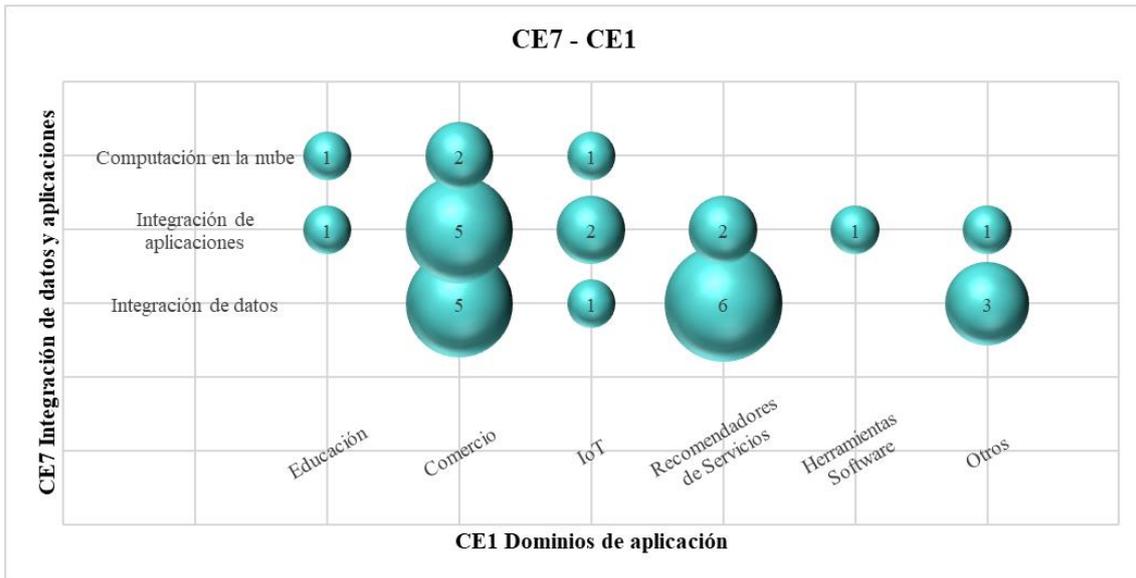
Como se menciona en los puntos anteriores, los dominios con más aceptación son la parte comercial y recomendación de servicios, por tal motivo, se explicará las técnicas y métodos que usen los autores de los estudios para la integración de datos con ayuda de la IA. En la figura 5, se puede observar un breve resumen de los estudios que responden a dicha pregunta establecida.

Dentro de las técnicas que forman parte del campo de la Inteligencia Artificial tenemos la minería de patrones. El estudio [A02] utiliza reconocimiento de patrones para el modelado de usuarios en widgets dentro del espacio de trabajo, en donde cada iteración es captada por el motor de recomendación mediante detectores de eventos, para luego recuperar una lista de patrones en un panel de interfaz donde se filtra y se clasifica dependiendo de la función del contexto de composición actual del sistema. Por otro lado, tenemos el estudio [A03] que señala una herramienta que permite la integración de aplicaciones dentro de un Mashup, por tal motivo facilita el uso de API RESTful, para arrastrar los widgets hacia el panel del usuario. Además, para la construcción y visualización de información, los desarrolladores toman flujos de datos como JSON y pueden acceder a un Mashup, dicha herramienta Mashup denominada glue.things permite servicios web como Foursquare, Twitter, Google Speech To Text, OpenCV, tanto para reconocimiento facial como para recomendaciones. Así mismo, en cuanto a la capa de aplicaciones (Mashups lógico) incluye todas las interfaces de usuario para el registro, la configuración y la supervisión de dispositivos, por tanto, dichas interfaces se construyen con la librería de JavaScript AngularJS, HTML y CSS.

Dentro de las redes neuronales tenemos el estudio [A12], que trabaja con un algoritmo que extrae información de similitud semántica entre los Mashups y servicios web mediante un módulo de similitud de contenido. Además de la tecnología de incrustación de palabras, en este caso, la red neuronal se usa para aprender la interacción no lineal entre servicios Mashups Web. La similitud semántica se calcula en función a la información del texto, es decir, se basa en el peso de cada palabra. De igual manera, el estudio [A13] presenta una arquitectura de aprendizaje profundo diseñada para la recomendación de servicios de cola larga de alta precisión, la misma que presenta una matriz para el registro de contenido de descripción de los Mashups y otra para los servicios web; la red neuronal profunda feedforward se encarga en reconstruir los servicios dañados mediante las características de los mismos.

Figura 5

Comparación entre: CE7- Integración de datos y aplicaciones y CE1- Dominios de aplicación.



Nota: Se toma en consideración los estudios más relevantes como son integración de datos, aplicaciones y recomendadores de servicios.

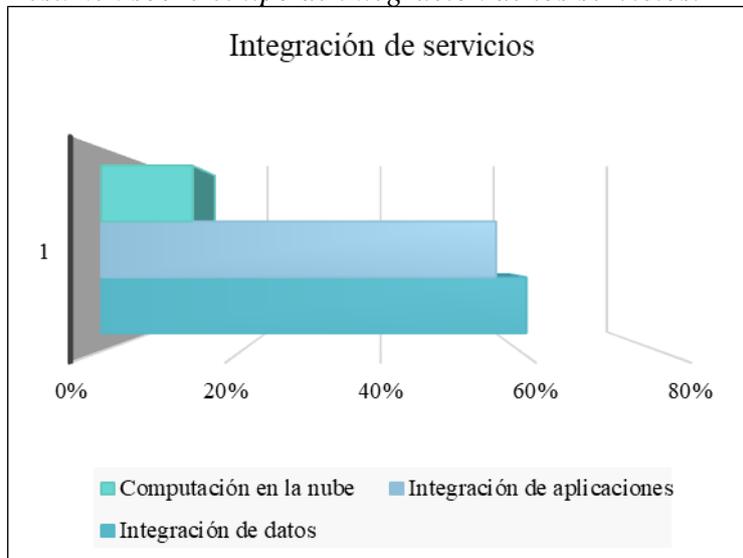
¿Cómo se está llevando la investigación en el campo de los Mashups cuando integran inteligencia artificial para la composicionalidad de los datos?

Uno de los problemas que se han presentado en el desarrollo de Mashups ha sido la integración de datos, es decir, con el fin de mejorar la comunicación entre ellos y orquestación de componentes se ha visto comprometida la lógica de ejecución integrada. Por lo tanto, mediante el análisis de contenido se ha identificado que dentro de los estudios usan diferentes técnicas y métodos como se menciona en el punto anterior, estos permiten la composicionalidad de los datos buscando mejorar la calidad es estos procesos o resultados.

Es así que, en la figura 6 se observa que el tipo de integración que sobresale dentro de los estudios es la integración de datos caracterizada, por la técnicas que ofrece al momento de realizar extracción de información de combinaciones de datos heterogéneos que se encuentran en bases de datos integrados y también de fuentes distribuidas. Se recolectaron algunas técnicas más aceptadas por parte de los estudios revisados.

Figura 6

Resumen sobre el tipo de integración de los servicios.



Nota: Los artículos analizados se encuentran con un porcentaje muy similar entre integración de aplicaciones y de datos

Por una parte, los autores [A06], proponen un enfoque de recomendación de servicio orientado a la interacción múltiple (MISR) entre los servicios web y los Mashups para obtener información sobre el contenido de los mismos, mediante interacciones de contenido, interacciones implícitas con el vecino e interacción de bajo impacto dentro de la DNN. Para ello, utilizan descripciones y etiquetas de características que permiten el aprendizaje automático. El MISR está diseñado para que el usuario pueda ingresar los requisitos funcionales y mediante las características descriptivas la DNN obtenga una lista de servicios candidatos que permiten la invocación de estos servicios, y así integrar datos de diferentes fuentes con el fin de construir un nuevo Mashup mediante la composición y orquestación de datos .

Los autores [A08], utilizan un aprendizaje de una red semántica bayesiana para la predicción de enlaces dentro del dominio de los Mashups; este proceso se caracteriza por ser supervisado con el fin de mejorar el rendimiento. El método propuesto se basa en datos de entrenamiento y los resultados de predicción según la interacción, es decir que, mediante la red bayesiana se puede procesar relaciones y atributos que forman parte de la estructura del grafo semántico.

Por otra parte, debido a la escasez de datos descriptivos de los servicios en cuanto a recomendadores se presenta un gran déficit para encontrar servicios adecuados, por esto, los autores [A09], presentan un método de recomendación de API's para Mashups en donde se basa en un gráfico de conocimiento y también en filtrado colaborativo; este modelo tiene como fin extraer las relaciones entre las API's y los Mashups, usan el algoritmo Trans H que permite incrustar entidades dentro del gráfico de conocimiento del servicio, para ello se toma en consideración las matrices de invocación de los Mashups API y las funcionalidades del sistema, es así, que luego de obtener una lista de servicios candidatos se procede mediante una orquestación integrar los servicios para la creación de Mashups con mejores funcionalidades. Así mismo, los autores [A12] utilizan dos módulos: filtrado colaborativo y similitud de contenido que capturan las interacciones entre Mashups y los servicios web. Los vectores de salida con los resultados de los módulos se integran en una red neuronal profunda para predecir información adecuada para la integración de los servicios en un Mashup.

Otra de las técnicas empleadas para la integración de servicios se encuentra en [A17] la cual se basa en un mecanismo de atención en el procesamiento de lenguaje natural (PNL); como primer punto realizan el entrenamiento desde un modelo de incrustación de palabras Global Vectors (GloVe) , este es un algoritmo de aprendizaje no supervisado es usado obtener representaciones vectoriales para palabras, luego se emplea un modelo jerárquico donde indica el nivel de peso de la palabra (etiqueta), es decir, que mediante las etiquetas recomendará posibles servicios que permiten desarrollar Mashups.

Los autores de [A20], se basan en un proceso de composición de servicios mediante orquestación, para lo cual usan modelos de características de la línea de productos de software mediante técnicas de planificación IA, sus resultados están presentados en formato WS-BPEL. Así mismo, los autores de [A21], presentan un marco automático para la mezcla de servicios basados en planificación de IA, pero su objetivo es la construcción de aplicaciones en la nube, ya que, los proveedores pueden ser variados, así como pueden ser desarrollados en varios lenguajes. Lo que se busca es mejorar la confiabilidad en la selección de servicios, por lo que, integran el middleware MUSA para servicios de composición automática.

Es así que, en la figura 7 se muestra un breve resumen de las técnicas de IA que se han usado en los estudios desde el año 2008 hasta primer trimestre del 2022; por lo que se deduce que las técnicas que con mayor frecuencia se han utilizado son: Redes Neuronales (2016 y 2018) y Planificación de IA (2019 y 2021) cabe recalcar que en ambos casos las técnicas se aplican 2 veces en el mismo año.

Figura 7

Resumen sobre el tipo de integración de los servicios.



Nota: La red neuronal y la planificación IA son técnicas que son estudiadas dos veces en el mismo año, por lo que se ven resaltadas en el gráfico.

5. Conclusión

Finalmente, la metodología que propone Barbara Kitchenham para la ejecución de un SLR, permite conocer el estado actual de la literatura, es por ello que se empleó para conocer técnicas que permiten la integración de Inteligencia Artificial dentro de los procesos para seleccionar información en los Mashups Web. Es así que, mediante una selección exhaustiva de los artículos primarios, se obtienen 23 artículos que cumplen con los objetivos propuestos; es decir, cada uno de ellos han sido analizados y sintetizados con el fin de extraer información que contribuya al tema de interés.

De igual manera, los hallazgos obtenidos dentro del SLR nos indican que existen varias técnicas y métodos que comprende la IA dentro de los Mashups Web; mediante el análisis se observa que actualmente los dominios de aplicación más sobresalientes tienen relación al comercio y recomendadores de servicio; sin embargo, no solo se busca la integración de servicios sino también mejorar la calidad al momento de la composicionalidad de datos. Existen 3 tipos de plataformas dentro de los Mashups, pero la mayor parte se enfocan al ambiente de desarrollo de las mismas.

Dentro de este estudio se ha identificado que los desarrolladores de Mashups están utilizando no sólo integración de datos, sino también integración de aplicaciones; es decir, que en la actualidad existen muchos servicios que ofrecen API's solo para su consumo ahorrando tiempo a los desarrolladores; además, hoy en día existen varias técnicas que facilitan este proceso; sin embargo, muchos de estos están obsoletos o no mejoran la calidad del producto final. Finalmente, se ha identificado que las técnicas más usadas al momento de integrar IA para la composicionalidad de los datos son Redes Neuronales y Planificación de IA. Es importante mencionar, que la cantidad de los estudios seleccionados es escasa debido a que muy pocos estudios se han enfocado en encontrar soluciones dentro de la composicionalidad de los datos de los Mashups Web.

Por otra parte, dentro del dominio de IoT existen pocos estudios que hablen sobre implementación de IA dentro de sus procesos de integración, sin embargo, es necesario aclarar que IoT es un tema novato a comparación de otros dominios. Así mismo, dentro de este campo de estudio se ha identificado solo un estudio enfocado a la educación, por lo que, se recomienda poner en marcha trabajos o estudios que permitan mejorar la calidad de servicios finales dentro de este dominio.

6. Referencias

- Aghae, S., & Pautasso, C. (2014). End-User Development of Mashups with NaturalMash. *Journal of Visual Languages and Computing*, 25(4), 414–432. <https://doi.org/10.1016/j.jvlc.2013.12.004>
- Agüero, E. A., Gola, V. L., Vidal, G., & Casas, S. (2021). Desarrollo de Mashup de Noticias: El caso de la Universidad Nacional de la Patagonia Austral. *Informes Científicos Técnicos - UNPA*, 13(1), 107–124. <https://doi.org/10.22305/ict-unpa.v13.n1.792>
- Ali, S., Khusro, S., & Rauf, A. (2011). A Cryptography-Based Approach to Web Mashup Security. *Conferencia Internacional Sobre Redes Informáticas y Tecnología de La Información*, 53–57.
- Atrouche, A., Idoughi, D., & David, B. (2015). A mashup-based application for the smart city problematic. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 9170, 683–694. https://doi.org/10.1007/978-3-319-20916-6_63
- Bahrami, M., Park, J., Liu, L., & Chen, W. P. (2018). API Learning: Applying Machine Learning to Manage the Rise of API Economy. *The Web Conference 2018 - Companion of the World Wide Web Conference, WWW 2018*, 151–154. <https://doi.org/10.1145/3184558.3186966>
- Bamidis, P. D., Kaldoudi, E., & Pattichis, C. (2009). mEducator: A Best Practice Network for Repurposing and Sharing Medical Educational Multi-type Content. In *IFIP AICT* (Vol. 307).
- Bárbaro, E., Sust, U., Javier, A., & Cuevas, S. (2017). Sistemas de recomendación semánticos: Una revisión del Estado del Arte Semantic recommendation systems : A State-of-the-Art Survey. *Revista Cubana de Ciencias Informáticas*, 11(2). [http://rcci.uci.cuPág.189-206](http://rcci.uci.cuPág.189-206Editorial)
- Beemer, B., & Gregg, D. (2009). Mashups: A literature review and classification framework. In *Future Internet* (Vol. 1, Issue 1, pp. 59–87). MDPI AG. <https://doi.org/10.3390/fi1010059>
- Cedillo Orellana, I. P. (2013). *Un Método de Evaluación de Usabilidad de Mashups Basado en la Composicionalidad de sus Componentes*.
- Criado, J., Martínez-Fernández, S., Ameller, D., Iribarne, L., Padilla, N., & Jedlitschka, A. (2018). Quality-aware architectural model transformations in adaptive mashups user interfaces. *Fundamenta Informaticae*, 162(4), 283–309. <https://doi.org/10.3233/FI-2018-1726>
- Daniel, F., & Matera, M. (2014). *Mashups Concepts, Models and Architectures*. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-55049-2>
- Endres-Niggemeyer, B. (2013). Semantic mashups: Intelligent reuse of web resources. In *Semantic Mashups: Intelligent Reuse of Web Resources*. Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-36403-7>
- Gil, R. M., de Buenaga Rodríguez, M., Galisteo, F. A., Gachet Páez, D., García-Cuesta, E., & Kondylakis, H. (2021). *A Domain-Adaptable Heterogeneous Information Integration Platform: Tourism and Biomedicine Domains*. <https://doi.org/10.3390/info12>
- Khokhar, R. H., Iqbal, F., Fung, B. C. M., & Bentahar, J. (2021). Enabling Secure Trustworthiness Assessment and Privacy Protection in Integrating Data for Trading Person-Specific Information. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 68(1), 149–169. <https://doi.org/10.1109/TEM.2020.2974210>
- Kitchenham, B., & Charters, S. (2007). *Guidelines for performing Systematic Literature Reviews in Software Engineering*.
- Kitchenham, B., Pretorius, R., Budgen, D., Brereton, O. P., Turner, M., Niazi, M., & Linkman, S. (2010). Systematic literature reviews in software engineering-A tertiary study. In *Information and Software Technology* (Vol. 52, Issue 8, pp. 792–805). Elsevier B.V. <https://doi.org/10.1016/j.infsof.2010.03.006>
- Latih, R., Patel, A., & Zin, A. M. (2014). A Systematic Literature Review Of End-User Programming For The Web Mashup. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 60(1). www.sciencedirect.com
- Liang, W., Xie, S., Cai, J., Xu, J., Hu, Y., Xu, Y., & Qiu, M. (2021). Deep Neural Network Security Collaborative Filtering Scheme for Service Recommendation in Intelligent Cyber-Physical Systems. *IEEE Internet of Things Journal*. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2021.3086845>

- Lin, W., Wang, C., & Wang, W. (2019). *Mashup-based Architecture for Social Trends Analysis System*.
- Manterola, C., Astudillo, P., Arias, E., & Claros, N. (2013). Revisión sistemática de la literatura. Qué se debe saber acerca de ellas. *Cirugía Española*, 91(3), 149–155. <https://doi.org/10.1016/j.ciresp.2011.07.009>
- Marroquín Borja, P. E. (2016). *Desarrollo De Aplicaciones Web E Integración De Datos Usando Mashups*.
- Ngu, A. H. H., Carlson, M. P., Sheng, Q. Z., & Paik, H. Y. (2010). Semantic-Based Mashup of Composite Applications. *IEEE Transactions on Services Computing*, 3(1), 2–15. <https://doi.org/10.1109/TSC.2010.8>
- Sabatucci, L., Lopes, S., & Cossentino, M. (2016). A Goal-Oriented Approach for Self-Configuring Mashup of Cloud Applications. *Proceedings - 2016 International Conference on Cloud and Autonomic Computing, ICCAC 2016: Co-Located with the 10th IEEE International Conference on Self-Adaptive and Self-Organizing Systems, SASO 2016*, 84–94. <https://doi.org/10.1109/ICCAC.2016.14>
- Tebes, G., & Becker, P. (2019). *Especificación del Modelo de Proceso para una Revisión Sistemática de Literatura . Specifying the Process Model for a Systematic Literature Review*. https://doi.org/https://www.researchgate.net/publication/333855959_Especificacion_del_Modelo_de_Proceso_para_una_Revision_Sistemica_de_Literatura_Specifying_the_Process_Model_for_a_Systematic_Literature_Review
- Tinajero Díaz, I. E. (2016). *Composición de sistemas con Mashups. El caso PhysicalTrello*.
- Trinh, T. D., Wetz, P., Do, B. L., Kiesling, E., & Tjoa, A. M. (2015, December 11). Semantic mashup composition from natural language expressions: Preliminary results. *17th International Conference on Information Integration and Web-Based Applications and Services, IiWAS 2015 - Proceedings*. <https://doi.org/10.1145/2837185.2837194>
- Vallejo Figueroa, S., Rodríguez Artacho, M., Castro Gil, M., & Elio San, C. (2018). Using Text Mining and Linked Open Data to assist the Mashup of Educational Resources. *IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON)Page 1606*.
- Zhang, F., Chen, B., & Liu, C. (2020). Web service instant recommendation for sustainable service mashup. *Sustainability (Switzerland)*, 12(20), 1–18. <https://doi.org/10.3390/su12208563>
- Zhang, H., Li, L., Hu, W., Yao, W., & Zhu, H. (2019). Visualization of Location-Referenced Web Textual Information Based on Map Mashups. *IEEE Access*, 7, 40475–40487. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2907570>
- Zhong, Y., Fan, Y., Tan, W., & Zhang, J. (2016). Web Service Recommendation with Reconstructed Profile from Mashup Descriptions. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 15(2), 468–478. <https://doi.org/10.1109/TASE.2016.2624310>

7. Anexos

Anexo 1

Fichaje Bibliográfico

Tipo de fuente	Autor	Título del Documento	Codificación de las fuentes	Año de publicación	País de origen	Contenido teórico General	Contenido teórico específico	Base de datos
Artículo de revista	Lianyong Qi, Houbing Song, Xuyun Zhang, Gautam Srivastava, Xiaolong Xu, and Shui Yu	Compatibility-Aware Web API Recommendation for Mashup Creation via Textual Description Mining	A01	2021	EEUU	Documento de texto, compatibilidad, creación de mashup	Minería de descripción textual, recomendación de API's	ACM
Artículo de conferencia	Soudip Roy Chowdhury, Olexiy Chudnovskyy, Matthias Niederhausen, Stefan Pietschmann, Paul Sharples, Florian Daniel and Martin Gaedke	Complementary Assistance Mechanisms for End User Mashup Composition	A02	2013	Brasil	Desarrollo de mashup asistido, desarrollo de usuario final, mashup de crisis	Composición automatizada, recomendación de patrones interactivos	ACM
Artículo de conferencia	Robert Kleinfeld, Stephan Steglich, Lukasz Radziwonowicz, Charalampos Doukas	Glue.Things: A Mashup Platform for Wiring the Internet of Things with the Internet of Services	A03	2014	EEUU	Internet de servicios, plataforma mashup, puerta de enlace, internet de las cosas, web de las cosas, herramientas web, centro web de las cosas, composición, descubrimiento	Servicios inteligentes, Speech to text	ACM
Artículo de conferencia	Rohan Basu Roy, Tirthak Patel, Vijay Gadepally, Devesh Tiwari	Mashup: Making Serverless Computing Useful for HPC Workflows via Hybrid Execution	A04	2022	República de Corea	Informática sin servidor, computación en la nube, hpc flujos de	Clúster basado en VM	ACM

						trabajo, ejecución híbrida		
Artículo de revista	Carlos Rodriguez, Florian Daniel, Fabio Casati	Mining and Quality Assessment of Mashup Model Patterns with the Crowd: A Feasibility Study	A05	2016	EEUU	Crowdsourcing, Mashups, patrones de modelos	Minería de patrones	ACM
Artículo de revista	Yutao Ma, Xiao Geng, Jian Wang	A Deep Neural Network With Multiplex Interactions for Cold-Start Service Recommendation	A06	2021	China	Arranque en frío, desarrollo mashup, sistema basado en servicios.	Aprendizaje profundo, recomendación de servicios, red neuronal	IEEE
Artículo de conferencia	M. Meenakshi, Satpal	A Novel Approach Web Services Based Long Tail Web Services Using Deep Neural Network	A07	2019	India	Unidades recurrentes cerradas, autocodificador de pila eliminación de ruido, composición de servicios basados en web, Mashups	Aprendizaje profundo, redes neuronales, redes neuronales convolucionales	IEEE
Artículo de conferencia	Chunying Zhou, Huajun Chen, Zhipeng Peng, Yuan Ni, Guotong Xie	A Semantic Bayesian Network for Web Mashup Network Construction	A08	2010	China	Web semántica, red mashup, aprendizaje probabilístico	Red bayesiana semántica, método de aprendizaje semisupervisado	IEEE
Artículo de revista	Bo Jiang, Junchen Yang, Yanbin Qin, Tian Wang, Muchou Wang, Weifeng Pan	A Service Recommendation Algorithm Based on Knowledge Graph and Collaborative Filtering	A09	2021	China	Recomendación de api web, gráfico de conocimiento, filtrado colaborativo	Aprendizaje de representación de conocimiento.	IEEE
Artículo de conferencia	Wei Wang, Guosun Zeng, Dongqi Zhang, Yu Huang, Yufeng Qiu, Xiaojun Wang	An Intelligent Ontology and Bayesian Network Based Semantic Mashup for Tourism	A10	2008	China	Web2.0, mashup, web semántica	Ontología, red bayesiana	IEEE
Artículo de revista	Bofei Xia, Yushun Fan, Wei Tan, Keman Huang, Jia Zhang, Cheng Wu	Category-Aware API Clustering and Distributed Recommendation for Automatic Mashup Creation	A11	2015	China	Mashup, recomendación de servicio, modelo de tema	Agrupación en clústeres de servicios, máquina de aprendizaje extremo,	IEEE

						probabilístico, máquina de aprendizaje extremo	algoritmos de agrupación en clústeres, KMeans	
Artículo	Wei Liang, Songyou Xie, Jiahong Cai, Jianbo Xu, Yupeng Hu*, Yang Xu, Meikang Qiu	Deep Neural Network Security Collaborative Filtering Scheme for Service Recommendation in Intelligent Cyber-Physical Systems	A12	2021	China	Recomendación de servicios web, mashup, filtrado colaborativo.	Red neuronal profunda,	IEEE
Journal	Bing Bai, Yushun Fan, Wei Tan, Jia Zhang	DLTSR: A Deep Learning Framework for Recommendations of Long-Tail Web Services	A13	2020	China	Creación de mashup, recomendación de servicio, cola larga	Aprendizaje profundo, redes neuronales, minería de datos	IEEE
Artículo de conferencia	Melusi Malinga, Stefan Gruner, Agnes Koschmider	Graphical Spark Programming in IoT Mashup Tools	A14	2018	Sudáfrica	Mashups, criterios de calidad, usabilidad, evaluación empírica	Kmeans	IEEE
Artículo de conferencia	Tuan-Dat Trinh, Peter Wetz, Ba-Lam Do, Elmar Kiesling, A Min Tjoa	Hybrid Collaborative Filtering with Attention CNN for Web Service Recommendation	A15	2019	Bélgica	Mashups semánticos, integración de datos, datos abiertos vinculados, widgets vinculados, composición automática	Red neuronal	IEEE
Artículo de conferencia	Arapov P, Buffa M, Ben Othmane A	Neural and Attentional Factorization Machine-Based Web API Recommendation for Mashup Development	A16	2021	Corea	Web2.0, wikis, wikis semánticas, gestión del conocimiento, aplicaciones web	Web semántica, ontologías, factorización neuronal y atencional	IEEE
Artículo de conferencia	Boris Tapia, Romina Torres, Hernán Astudillo	An Attention Model for Mashup Tag Recommendation	A17	2020	Suiza	Mashup, análisis formal de conceptos, sistema	Procesamiento del lenguaje natural	Scopus

						de recomendación, red social		
Artículo de conferencia	Saeed Aghae, Cesare Pautasso	Assessing the effectiveness of automated service composition	A18	2016	Vietnam	Mashup, componentes mashup, modelo de componentes, lenguaje	Planificación de IA	Scopus
Artículo de conferencia	Tanmaya Mahapatra, Ilias Gerostathopoulos, Christian Prehofer	Automated composition and optimization of services for variability-intensive domains	A19	2018	Alemania	Mashups de IoT, apoyo al desarrollo	Análisis de Big Data, planificación de IA	Scopus
Artículo	Marwan Sabbouh, Jeff Higginson, Salim Semy, Danny Gagne	Automated composition of service mashups through software product line engineering	A20	2016	Canadá	Semántica, ontologías, scripts, servicios web, HTML	Ontologías, planificación de IA	Scopus
Artículo	Claudia Di Napoli, Luca Sabatucci, and Massimo Cossentino	Automatising mashup of cloud services with QoS requirements	A21	2018	Italia	Base de datos bioinformática, integración del conocimiento, mashup, web semántica	Ontología, planificación de IA	Scopus
Artículo	Antonio Jesus Fernandez-Garcia, Luis Iribarne, Antonio Corral, James Z. Wang	Evolving mashup interfaces using a distributed machine learning and model transformation methodology	A22	2015	EEUU	Interfaces mashup, interfaces inteligentes, sistemas distribuidos, transformación de modelos	Aprendizaje automático, Big Data	Scopus
Artículo	Antonio Jesús Fernández-García, Luis Iribarne, Antonio Corral, Javier Criado, James Z. Wang	A microservice-based architecture for enhancing the user experience in cross-device distributed mashup UIs with multiple forms of interaction	A23	2019	EEUU	Aplicaciones multidispositivo, interacción multiforme, interfaces distribuidas, arquitecturas de microservicios,	Algoritmo de aprendizaje automático de agrupación en clústeres	Springer Link

ingeniería de características, interfaces de usuario mashup

Anexo 2

Evaluación de calidad y de los criterios extracción de preguntas de investigación RQ1 y RQ2.

		RQ1: ¿Cuáles son los dominios en los que se ha contemplado el uso de Mashups como solución para presentar contenido según los diferentes dominios de aplicación?												RQ2: ¿Cuáles son las tecnologías utilizadas dentro de la arquitectura de los Mashups?											
Evaluación de calidad		CE1 Dominios de Aplicación							CE2 Entorno		CE3 Mashups Tipos			CE4 Componentes				CE5 Calidad			CE6 Plataformas				
Artículo	El estudio ha sido publicado en una revista o conferencia relevante.	El estudio ha sido citado por otros autores.	Educación	Comercio	IoT	Recomendadores de Servicios	Herramientas de Software (Mashups)	Otros	Mashups Web	Mashups Empresariales	Datos	Lógico	Presentación / interfaz de usuario	Híbridos	Lógica	Datos	Interfaz de usuario	Componentes de transmisión en tiempo real	Composición	Información	Presentación	Desarrollo	Ejecución y operación	Gestión	
																									A01
A02	1	1	0	0	0	1	0	0	1	1	0	0	0	1	1	1	1	0	1	0	0	1	1	1	
A03	1	1	0	1	1	0	0	0	1	0	1	1	0	0	1	1	0	1	0	1	0	1	1	1	
A04	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	1	1	0	
A05	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1	1	0	0	1	1	1	1	1	0	
A06	1	1	0	0	0	1	0	0	1	0	1	1	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0
A07	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	1
A08	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	1	0	0	1	1	0	1	0	0	
A09	1	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	
A10	0	1	0	1	0	0	0	0	1	1	0	0	0	1	1	1	1	0	0	1	0	1	1	0	
A11	1	1	0	1	0	1	0	0	1	1	1	1	0	0	1	1	0	0	1	1	0	1	1	0	
A12	1	1	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	1	0	1	1	1	0	1	1	0	
A13	1	1	0	1	0	1	0	1	1	0	0	1	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	
A14	0	1	0	0	1	0	1	0	1	0	1	0	0	0	1	1	0	1	0	1	0	1	0	0	

A15	1	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0
A16	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	1	1	0	0	1	1	1	1	1	0
A17	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	1	0	0	0	1	1	1	0	0
A18	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	1	0	1	1	0
A19	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0
A20	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0
A21	1	0	0	1	0	0	0	0	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0
A22	0	1	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	1	0	1	0	1	0	0	1	1	1	1	0
A23	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	1	1	0	1	1	0	0	1	1	1

Anexo 2

Evaluación de los criterios extracción de preguntas de investigación RQ3 y RQ4.

Artículo	RQ3: ¿Qué técnicas y métodos de inteligencia artificial se pueden aplicar para la integración de datos?			RQ4: ¿Cómo se está llevando la investigación en el campo de los Mashups cuando integran inteligencia artificial para la composicionalidad de los datos?												
	CE7 Integración de datos y aplicaciones			CE8 Fase(s) en la(s) en la que se basan los estudios				CE9 Tipo de validación					CE10 Alcance de enfoque		CE11 Metodología	
	Integración de datos	Integración de aplicaciones	Computación en la nube	Análisis	Diseño	Implementación	Ensayo	Prueba de conceptos	Encuesta	Experimento	Prototipo	Otros	Industria	Académica	Nuevo	Extensión
A01	1	0	0	1	1	1	0	0	0	1	0	0	0	1	1	0
A02	1	1	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	1	1	0
A03	1	0	1	1	1	1	0	1	0	0	1	0	0	1	1	0
A04	1	0	1	1	1	1	0	0	0	1	0	0	0	1	1	0
A05	1	0	0	1	1	1	0	0	0	1	0	1	0	1	1	0
A06	1	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1	1	0
A07	1	0	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1
A08	1	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1	1	0
A09	1	0	0	1	1	1	0	0	0	1	0	0	0	1	1	0
A10	1	1	0	1	1	1	0	0	0	1	0	0	1	0	1	0
A11	1	1	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1	1	0
A12	1	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1	1	0

A13	1	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	1	1	0
A14	0	1	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	1	1	0
A15	1	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1	1	0
A16	1	1	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1	1	0
A17	1	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1	1	0
A18	1	1	0	1	1	0	0	0	0	1	0	1	0	1	1	0
A19	1	1	0	1	1	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1
A20	1	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1	1	0
A21	0	1	1		1	1	0	0	0	1	0	0	0	1	1	0
A22	1	1	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	1	0
A23	1	1	0	1	1	0	0	1	0	1	0	0	0	1	1	0