

<https://doi.org/10.23913/ride.v16i31.2631>

Artículos científicos

**Uso de Herramientas Avanzadas de Análisis de Datos para
automatizar DMAIC: Revisión Sistemática y Esquema de
Simulación en RStudio**

*Using Advanced Data Analysis Tools to Automate DMAIC: Systematic
Review and Simulation Framework in RStudio*

*Usando ferramentas avançadas de análise de dados para automatizar
DMAIC: revisão sistemática e esquema de simulação no RStudio*

Michell Ricardo Ortega Mendoza

Universidad Autónoma de Ciudad Juárez, México

al237874@alumnos.uacj.mx

<https://orcid.org/0009-0003-3051-8687>

Luis Alberto Rodríguez-Picón*

Universidad Autónoma de Ciudad Juárez, México

luis.picon@uacj.mx

<https://orcid.org/0000-0003-2951-2344>

Jesús Andrés Hernández Gómez

Universidad Autónoma de Ciudad Juárez, México

jhernand@uacj.mx

<https://orcid.org/0000-0003-2325-2051>

Roberto Romero López

Universidad Autónoma de Ciudad Juárez, México

rromero@uacj.mx

<https://orcid.org/0000-0003-0859-327X>

*Autor para correspondencia

Resumen

La literatura es extensa en cuanto a la integración de *herramientas avanzadas de análisis de datos* (HAAD) —como *análisis de big data* (ABD), *minería de datos* (MD), *minería de procesos* (MP) y *aprendizaje automático* (AA) — con la metodología de mejora continua “Definir, Medir, Analizar, Mejorar, Controlar” (DMAIC, por sus siglas en inglés). Este estudio buscó identificar patrones de vinculación entre HAAD y DMAIC para el desarrollo de un *sistema de mejora continua autogestionados* (SMCA). Se realizó una *revisión sistemática de literatura* (RSL) aplicando criterios de selección y análisis de estudios estandarizados en cinco bases de datos principales (IEEE Xplore, ScienceDirect, Springer, Taylor & Francis y Wiley), analizando 1,189 estudios para seleccionar 18 documentos clave. Los resultados revelaron que técnicas de AA — como *red neuronal artificial* (RNA) y *red neuronal profunda* (RNP) ambas con 30% de vinculación — predominaron en la fase de Analizar, siendo RNP utilizada además en la fase de Mejorar en un 66%, no obstante, con vacíos críticos en Definir y Medir. Por otro lado, en el área de MD se identificó un vacío de implementación en la fase de Controlar. Se desarrolló un *esquema ilustrativo de simulación* (EIS), que utiliza vinculaciones secuenciales en DMAIC: (1) Definir: *descubrimiento de proceso*, SIPOC (por sus siglas en inglés: *Suppliers, Inputs, Process, Outputs, Customers*); (2) Medir: MD, *capacidad de proceso* (C_p , C_{pk}); (3) Analizar: *análisis predictivo*, *análisis de regresión*; (4) Mejorar: RNP, *metodología de superficie de respuesta* (MSR); (5) Controlar: *monitoreo en tiempo real*, *gráficos de control*. RStudio fue plataforma central y librerías clave como “bupaR” (Minería de Procesos) y “caret” (Modelos Predictivos) fueron consideradas para el desarrollo metodológico del EIS. Este marco muestra la viabilidad teórica de sistemas SMCA que puede ser usado en futuras investigaciones para validar su funcionalidad en diferentes entornos.

Palabras Clave: aprendizaje automático, análisis de big data, DMAIC, minería de datos, minería de procesos.

Abstract

The literature extensively covers the integration of advanced data analysis tools (ADAT) — including big data analytics (BDA), data mining (DM), process mining, and machine learning (ML) — with the “Define, Measure, Analyze, Improve, Control” (DMAIC) continuous improvement methodology. This study identified linkage patterns between ADAT and DMAIC for developing self-managed continuous improvement systems (SMCIS). A systematic literature review was conducted using standardized selection and analysis criteria across five major databases (IEEE Xplore, ScienceDirect, Springer, Taylor & Francis y Wiley), analyzing 1,189 studies to select 18 key documents.

Results revealed that machine learning techniques — specifically artificial neural networks (ANN) and deep neural networks (DNN), each showing 30% linkage — predominated in the Analyze phase, while DNN showed 66% usage in the Improve phase. Critical gaps were identified in the Define and Measure phases. In data mining, a gap was found in the Control phase. An illustrative simulation framework (ISF) was developed using sequential DMAIC linkages: (1) Define: discovery, SIPOC (Suppliers, Inputs, Process, Outputs, Customers); (2) Measure: DM, process capability (Cp, Cpk); (3) Analyze: predictive analysis, regression analysis; (4) Improve: DNN, response surface methodology; (5) Control: real-time monitoring, control charts. RStudio served as the central platform, with key libraries such as “bupaR” (Process Mining) and “caret” (predictive models) employed for the ISF development. This framework demonstrates theoretical viability for SMCA systems, though future research should validate functionality in different environments.

Keywords: machine learning, big data analytics, DMAIC, data mining, process mining.

Resumo

A literatura é extensa sobre a integração de ferramentas de análise avançada de dados (ADA) — como big data analytics (BDA), mineração de dados (DM), mineração de processos (PM) e aprendizado de máquina (ML) — com a metodologia de melhoria contínua Definir, Medir, Analisar, Melhorar, Controlar (DMAIC). Este estudo buscou identificar padrões de ligação entre ADA e DMAIC para o desenvolvimento de um sistema de melhoria contínua autogerenciado (SMCI). Uma revisão sistemática da literatura (SLR) foi conduzida aplicando critérios padronizados de seleção e análise de estudos em cinco grandes bases de dados (IEEE Xplore, ScienceDirect, Springer, Taylor & Francis e Wiley), analisando 1.189 estudos para

seleccionar 18 documentos-chave. Os resultados revelaram que técnicas de ML, como rede neural artificial (ANN) e rede neural profunda (DNN), ambas com 30% de ligação, predominaram na fase de Análise, com DNN também sendo usada na fase de Melhoria com 66%, porém, com lacunas críticas em Definir e Medir. Por outro lado, na área de MD, uma lacuna de implementação foi identificada na fase de Controle. Foi desenvolvido um framework de simulação ilustrativa (EIS), que utiliza ligações sequenciais em DMAIC: (1) Definir: descoberta de processos, SIPOC (Fornecedores, Entradas, Processo, Saídas, Clientes); (2) Medir: MD, capacidade do processo (C_p , C_{pk}); (3) Analisar: análise preditiva, análise de regressão; (4) Melhorar: DNN, metodologia de superfície de resposta (RSM); (5) Controlar: monitoramento em tempo real, gráficos de controle. O RStudio serviu como plataforma central, e bibliotecas-chave como "bupaR" (Mineração de Processos) e "caret" (Modelos Preditivos) foram consideradas para o desenvolvimento metodológico do EIS. Este framework demonstra a viabilidade teórica de sistemas SMCA que podem ser utilizados em pesquisas futuras para validar sua funcionalidade em diferentes ambientes.

Palavras-chave: aprendizado de máquina, análise de big data, DMAIC, mineração de dados, mineração de processos.

Fecha Recepción: Abril 2025

Fecha Aceptación: Septiembre 2025

Introducción

Hoy en día, entre las herramientas y filosofías más destacadas para la mejora de procesos se encuentra Seis Sigma (SS). Esta metodología con enfoque estadístico tiene como objetivo reducir los defectos a niveles mínimos de 3.4 defectos por millón de oportunidades. El origen de esta práctica se remonta a la empresa de Motorola en la década de 1980, como estrategia dirigida a revolucionar la gestión de la calidad (Harry & Schroeder, 2006).

DMAIC (de la denominación original del inglés DMAIC por sus fases Define-Measure-Analyze-Improve-Control) es la metodología de mejora en donde se aplican las herramientas de SS (Pyzdek, 2003). Las fases se llevan a cabo de manera secuencial y estandarizada para garantizar una estrategia sistemática que permita la identificación y solución de un problema. Una de las particularidades de DMAIC a diferencia de otros métodos de mejora continua es su análisis avanzado y su rigor estadístico (George et al., 2005; Montgomery, 2005). En la fase Definir se establecen los objetivos dentro del proceso. En Medir se dimensiona el sistema actual y se definen métricos para el monitoreo del proyecto. En Analizar se busca identificar los medios para reducir la brecha entre la situación



actual y el objetivo. En Mejorar se implementan las mejoras, utilizando herramientas estadística, mientras que en Controlar se busca establecer mecanismos para monitorear el rendimiento y utilizando en algunos casos la estadística para el monitoreo del proceso (Pyzdek, 2003).

En este contexto, en el ámbito tecnológico se ha desarrollado la *Industria 4.0* (I4.0), que utiliza tecnologías digitales avanzadas dentro de los procesos de manufactura industrial. En 2019 las empresas generaban alrededor de siete exabytes de información, mientras que los proveedores y consumidores aportaban otros seis exabytes, se estima que esta cifra haya superado actualmente los 40 exabytes (Gupta et al., 2020). La creciente disponibilidad de grandes volúmenes de datos representa una oportunidad dentro de las organizaciones para potenciar la metodología de SS, donde su rigor estadístico — la cual se basa tradicionalmente en datos preprocesados — debe adaptarse a entornos más dinámicos y complejos. Es en este contexto donde las HAAD — que integran las cuatro *Áreas de Análisis Avanzado* (ABD, MD, MP, AA) — pueden ser utilizadas junto con la metodología DMAIC (Schafer et al., 2019).

Por un lado, ABD permite el manejo de grandes cantidades de datos en tiempo real generados dentro de los procesos, facilitando el análisis de información relevante para la toma de decisiones (Kumar et al., 2021; Narkhede et al., 2024).

Complementariamente, MD permite analizar grandes conjuntos de datos observacionales —conjunto de datos desorganizados que pueden contener valores atípicos, datos faltantes o distribuciones irregulares— para descubrir relaciones ocultas que se escapan a los métodos tradicionales. Por su parte, MP reconstruye y monitorea procesos reales a través de los registros de eventos, permitiendo corregir y optimizar el desempeño en tiempo real. Cabe destacar su aplicación en diversas áreas como manufactura, salud y finanzas (Horsthofer-Rauch et al., 2024; Razi Ahmed et al., 2019).

Finalmente, AA puede ser utilizado para monitorear y/o predecir las condiciones dentro de los equipos, detectar patrones anormales en los datos de un proceso y proporcionar percepciones interpretables en datos de alta dimensión. Su valor radica en su capacidad para optimizar recursos, reducir tiempos de producción y minimizar el consumo de energía, donde las capacidades de SS pueden ser insuficientes (Weichert et al., 2019; Yamamoto et al., 2024).

Este trabajo busca responder a la pregunta: ¿Cómo se integran las HAAD con las herramientas de la metodología DMAIC dentro de las mejoras de procesos industriales? tradicionalmente la literatura de aplicaciones reporta el uso de las *herramientas clásicas de DMAIC* —como las *siete herramientas básicas*, el *diseño de experimentos* (DDE) y *regresión lineal*— (Abd Elnaby et al., 2024; Raut, 2020; Yang et al., 2021). Sin embargo, estudios recientes muestran un creciente interés por integrar las *técnicas especializadas HAAD* — como *agrupamiento* (del área AA), *descubrimiento de procesos* (del área MP), o *K-medias* (del área MD)— (Antony et al., 2019), cuya sinergia permite, por ejemplo: (1) en Definir, usar la técnica de *Agrupamiento* (área MD) para identificación de problemas; (2) en Medir, Identificar puntos de mejora por medio del *análisis predictivo* (área ABD); (3) en Analizar, Identificar causas raíz a través de *descubrimiento de procesos* o *verificación de conformidad* (VC); (4) en Mejorar, optimizar procesos a través de AA — *árboles de decisión* o *análisis de componentes principales* —; (5) Por último, en Controlar utilizar el *monitoreo en tiempo real* (área ABD) para monitorear el rendimiento y asegurar que las mejoras se mantengan a lo largo del tiempo. Estos son solo algunos ejemplos de las técnicas que pueden ser utilizadas dentro de las fases de DMAIC (Maged et al., 2024; Tissir et al., 2023).

Considerando el potencial en estas vinculaciones y ante la complejidad de los procesos actuales, esta investigación se enfoca en cómo la integración de HAAD–DMAIC puede utilizarse para definir un SMCA que automatice el sistema completo y garantice los mejores resultados (Addo-Tenkorang & Helo, 2016; Manimuthu et al., 2022). Por lo que es necesario identificar dichas vinculaciones para construir una base teórica que permita proponer un esquema ilustrativo del SMCA.

Aunque la automatización de las fases de DMAIC es una solución prometedora, la integración efectiva de tecnologías avanzadas en cada etapa del ciclo sigue siendo un área poco explorada. Si bien la literatura ha abordado cómo implementar las técnicas especializadas de *HAAD* en fases específicas de DMAIC (Bhat et al., 2021; Feng et al., 2020; Pongboonchai-Empl et al., 2023), aún no se ha explorado a fondo su integración coherente y continua en todo el ciclo, que permita un sistema autónomo con intervención mínima. Para ello se realizó una RSL con el objetivo de conocer dicha integración y que ayude a definir un SMCA como también identificar los vacíos en la literatura.

A partir de estos hallazgos, este estudio busca proponer un EIS, que cual sirva como guía para el desarrollo de un SMCA con un enfoque secuencial. El esquema demuestra cómo con el uso de las *técnicas especializadas* (*descubrimiento de procesos*, *K-medias*, etc.

(Pongboonchai-Empl et al., 2023)) en conjunción con las *herramientas clásicas* (SIPOC, Ishikawa, etc. (Pyzdek, 2003)) se puede automatizar cada fase DMAIC — desde la identificación de problemas hasta el control sostenible —, utilizando RStudio como el software de desarrollo, el esquema identifica las librerías necesarias para cada etapa. El objetivo del EIS es servir de base a futuras investigaciones que busquen desarrollos SMCA para mecanismos inteligentes para el análisis en tiempo real de procesos.

Cabe mencionar el trabajo de Garza et al. (2016) el cual propone una simulación discreta utilizando como base la metodología de DMAIC para un proceso de mejora a partir de técnicas multicriterio, como el Proceso Analítico Jerárquico. Este proceso guarda relación con la estrategia de complementar el proceso de mejora, pero diferenciándose en el uso de herramientas estando las de esta investigación relacionadas al campo de la Inteligencia Artificial.

En adelante, el resto del artículo se organiza de la siguiente manera; en la sección 2 se presenta la Metodología correspondiente al desarrollo de la RSL y el EIS, en la sección 3 se presentan los Resultados obtenidos a partir de la RSL donde se aprecian tendencias, áreas de investigación y fuentes de información relevantes para la base de la investigación, junto con el EIS resultante de la información obtenida; en la sección 4 se presenta la Discusión de los resultados obtenidos en este trabajo, en este apartado se analiza las implicaciones y las contribuciones concretas de este estudio, como cierre en la sección 5 se exponen las Conclusiones del trabajo de investigación, destacando las oportunidades clave, las limitaciones identificadas y cuáles líneas de investigación son importantes para la continuación de la línea de estudio.

Metodología

Esta RSL identifica el estado del arte en cuanto a la integración de las técnicas especializadas HAAD en las fases DMAIC para el mejoramiento de los procesos y aprovechamiento de los datos disponibles. La Figura 1 muestra el esquema de la RSL definida con base al método propuesto por Macias-Aguayo et al. (2022), el cual se adapta a los principios de Kitchenham & Charters (2007) para revisiones sistemáticas en ingeniería de software basado en la metodología PRISMA (por sus siglas en inglés *preferred reporting items for systematic reviews and meta-analyses*; Page et al., 2021). Este método permite transparentar el proceso de selección de estudios y coadyuva el rigor en las etapas de alcance de investigación, selección de artículos y temas de discusión organizados.



Figura 1. Metodología desarrollada a partir de Macias-Aguayo et al. (2022)

Alcance de investigación	<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: fit-content; margin: 0 auto;">Definir preguntas de investigación</div>	OBJETIVO
Limites de investigación	<div style="display: flex; justify-content: space-around; gap: 20px;"> <div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: 40%;">Parámetros de investigación</div> <div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: 40%;">Palabras clave</div> </div>	REVISIÓN DE LITERATURA
Selección de artículos	<div style="display: flex; justify-content: space-around; gap: 20px;"> <div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: 40%;">Criterios de inclusión</div> <div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: 40%;">Criterios de exclusión</div> </div>	
Temas de discusión organizados	<div style="display: flex; justify-content: space-around; gap: 20px;"> <div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: 40%;">Extracción de datos y Análisis</div> <div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: 40%;">Discusión de la información recolectada</div> </div>	CONTRIBUCIÓN

Fuente: elaboración propia

En la Tabla 1 se muestra el contenido detallado para el desarrollo de las etapas “alcance de investigación”, “límite de investigación” y “selección de artículos”, de acuerdo con el método propuesto.

Tabla 1. Detalles para el desarrollo de los bloques “Objetivo” y “Revisión de literatura” de la metodología.

Tipo	Contenido
Definición del problema de investigación	¿Con base a la pregunta de investigación del documento referido en la sección de introducción?
Fuentes	IEEE Xplore, ScienceDirect, Springer, Taylor & Francis y Wiley.
Sintaxis de búsqueda	(DMAIC OR "Six Sigma") AND ("Machine Learning" OR "Data Mining" OR "Process Mining" OR "ANN") Basada en estándares para revisiones de técnicas emergentes (Petersen et al., 2015)
Criterios de inclusión	Artículos (2019-2024); Documentos en inglés; Artículos de investigación; Caso de estudio; Revisiones sistemáticas; Revisiones de literatura; Marcos conceptuales
Criterios de exclusión	Documentos inaccesibles; Artículos duplicados; Idiomas no incluidos; Libros/proceedings; Capítulos de libros; Memorias

Fuente: Adaptación propia a partir de Macias-Aguayo et al. (2022) y Petersen et al. (2015)

Se aplica un proceso de filtrado de dos etapas: (1) revisión de resúmenes para descartar aquellos documentos que no están alineados con el tema de investigación, y (2) revisión exhaustiva de los documentos completos para selección de los más relevantes. En ambas etapas se realiza una extracción de datos. Los detalles de filtrado y de extracción se detallan en la Tabla 2.

Tabla 2. Detalles para el desarrollo del bloque “Contribución”

Tipo	Contenido
Criterio aceptación 1 ^{er} filtro	<ul style="list-style-type: none"> Aborda al menos un área o herramienta dentro de HAAD y/o DMAIC No es un capítulo de un libro El documento es accesible por medios tradicionales
Extracción de información 1 ^{er} filtro	Año de publicación; Tipo de documento; Área de investigación; Palabras clave; Metodología de investigación; Aplicaciones; Disciplina.
Criterio aceptación 2 ^{do} filtro	Abordan explícitamente las HAAD; Mencionan cómo estas impactan las herramientas DMAIC; La interrelación entre ellas debe ser clara
Extracción de información 2 ^{do} filtro	Se extrae la vinculación específica entre HAAD y DMAIC

Fuente: elaboración propia

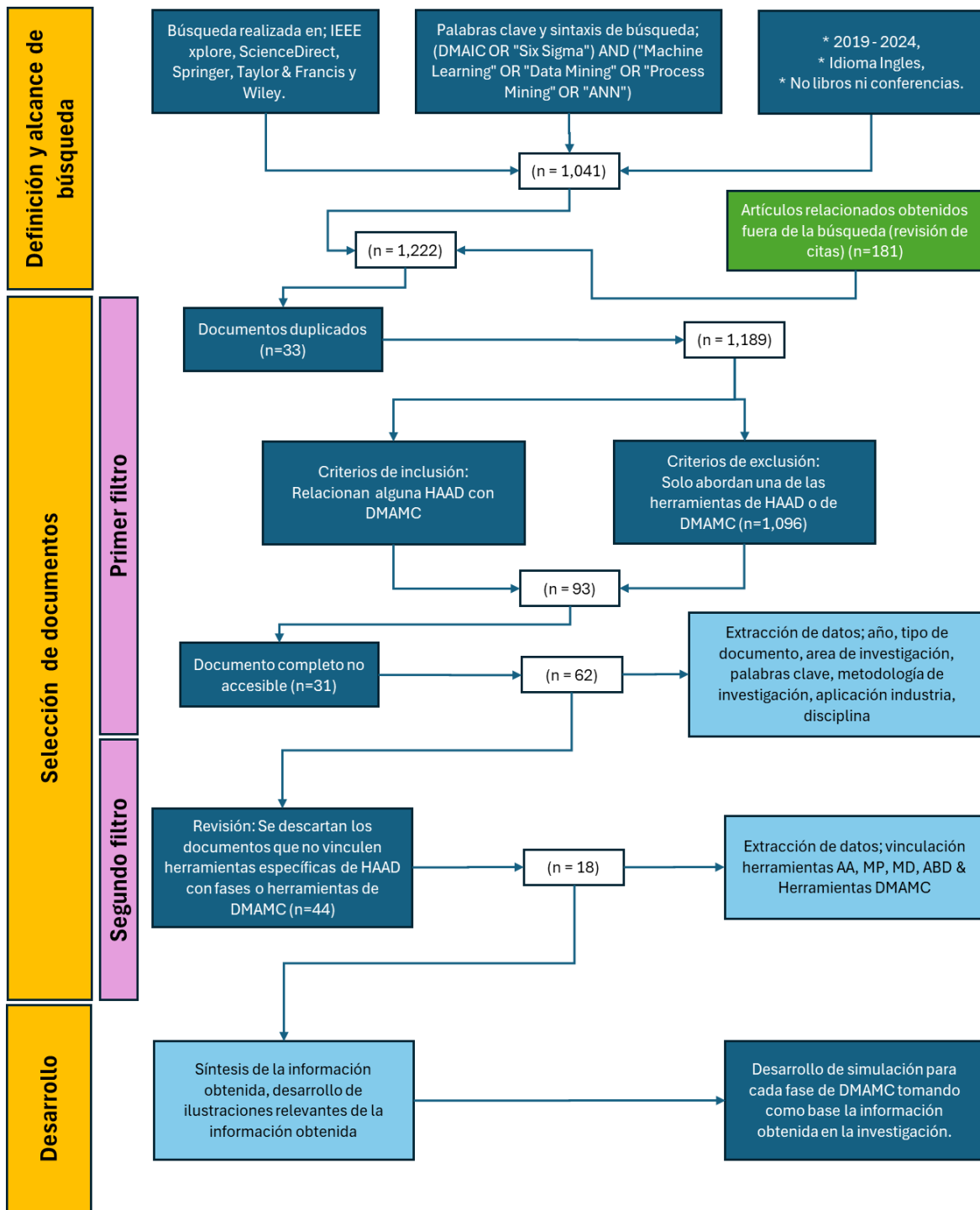
A partir de los hallazgos de la RSL, se busca identificar las vinculaciones entre HAAD–DMAIC para el desarrollo de un EIS que demuestre la aplicación secuencial a lo largo de todo el ciclo de mejora incorporando técnicas de todas las *áreas de análisis avanzado* (ABD, MD, MP y AA). Como plataforma para el desarrollo, se utiliza RStudio por su amplio catálogo de paquetes especializados (p. ej. *randomForest* para modelos predictivos, *bupaR* para minería de procesos, *neuralnet* para redes neuronales). El objetivo es establecer las bases para un sistema con mínima intervención humana y que complete el ciclo DMAIC.

Para la definición de los vínculos se busca: (1) conectividad entre fases que permita cumplir con la secuencialidad del sistema; (2) factibilidad técnica en RStudio, identificando la disponibilidad de librerías específicas para las actividades. Una vez definidas las vinculaciones se establecerán los pasos necesarios para el desarrollo, esto constituirá una guía para posteriores investigaciones que busquen desarrollar SMCA's.

Resultados

La Figura 2 muestra el diagrama del desarrollo de la RSL y de manera general su desarrollo, los criterios de inclusión y de exclusión, condiciones de selección y consideraciones importantes. Este esquema proporciona una visión estructurada de la estrategia de búsqueda, filtrado y análisis que sustenta los hallazgos de esta investigación.

Figura 2. Diagrama de flujo del desarrollo de la revisión sistemática de literatura

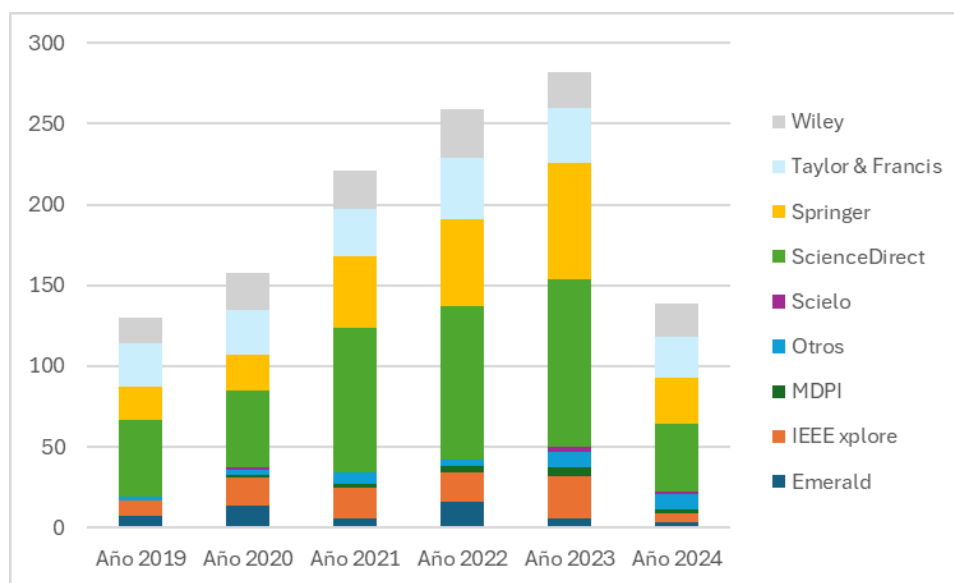


Fuente: elaboración propia

Definición y alcance de búsqueda

Después de realizada la fase “Definición y Alcance de Búsqueda” se tienen un total de 1,189 documentos. La Figura 3 muestra cómo el número de artículos se ha incrementado, también se puede apreciar la distribución entre las diferentes plataformas, así como un incremento en publicaciones, lo que indica un creciente interés en los temas que abordan este estudio.

Figura 3. Tendencia en la cantidad de artículos por año (2019–2024) y por plataforma en la búsqueda inicial



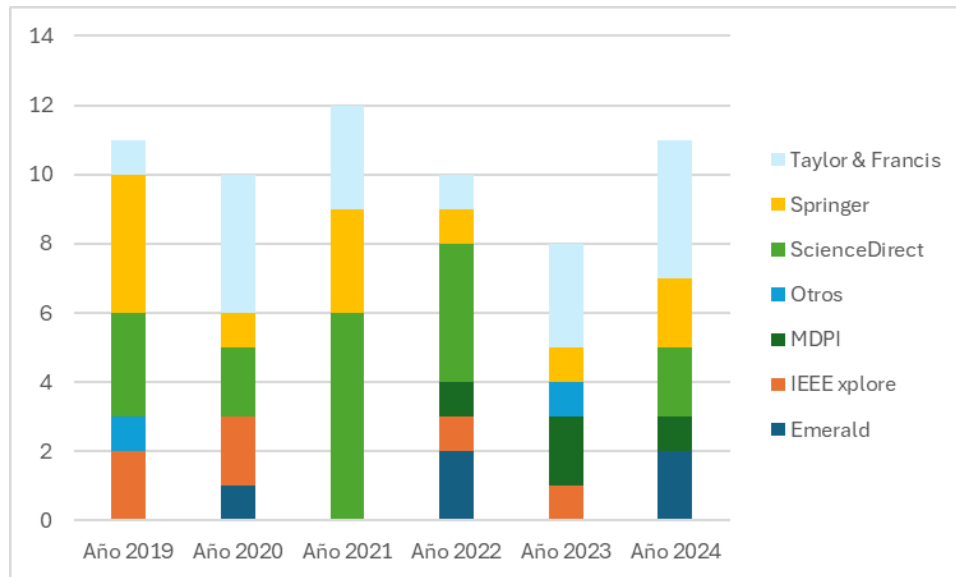
Fuente: elaboración propia

Selección de documentos (primer filtro)

Después de la revisión de los resúmenes en los documentos, se identificaron aquellos que cumplían con los requerimientos mencionados en la Tabla 2, de manera que se relacionen con la investigación. Se excluyeron documentos inaccesibles, artículos duplicados, idiomas no incluidos, libros, capítulos de libros y memorias de congreso dejando un total de 62 documentos.

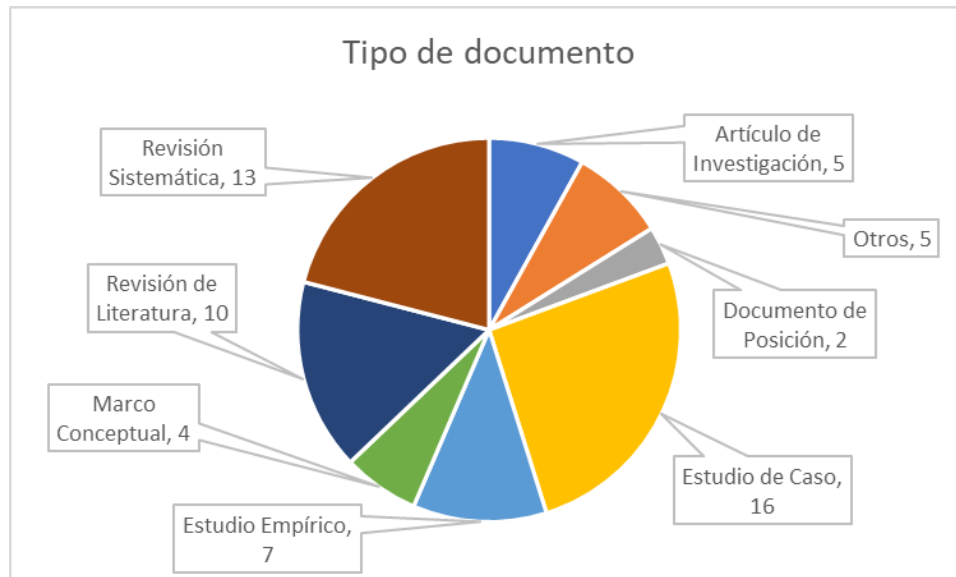
Información general es extraída, tal como se muestra en la Figura 4 la cantidad de publicaciones son similares en el periodo analizado. *ScienceDirect* es la plataforma con más documentos (17), seguida de *Taylor & Francis* (16) y *Springer* (12). La Figura 5 indica que la mayoría de los documentos son de tipo *estudios de caso* (16), seguido por *revisiones sistemáticas* (13) y *revisiones de literatura* (10).

Figura 4. Distribución en revistas por año (2019–2024) de documentos que combinan HAAD y DMAIC



Fuente: elaboración propia

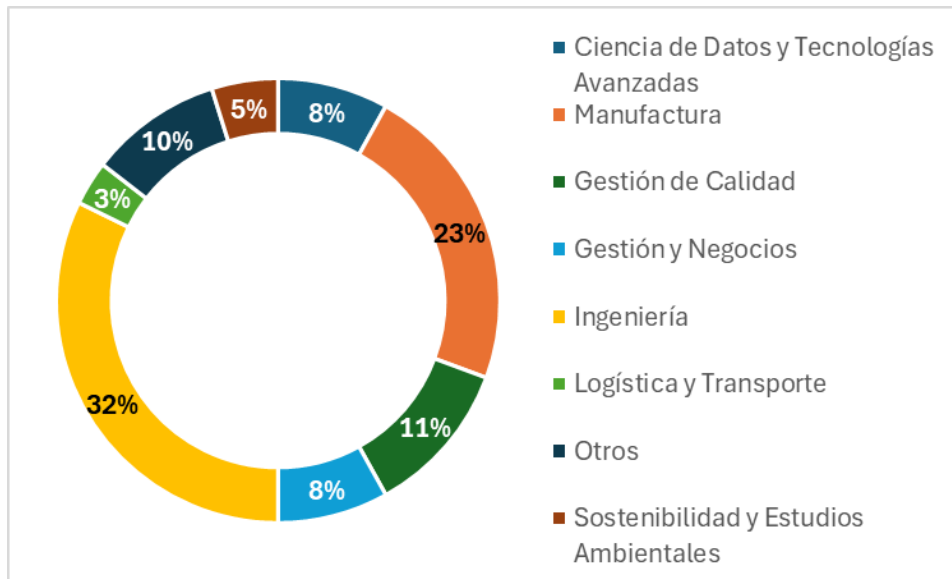
Figura 5. Tipo de los artículo que trata de manera conjunta HAAD y DMAIC



Fuente: elaboración propia

La Figura 6 presenta la distribución disciplinaria de los 62 artículos analizados, la mayoría se concentra en *Ingeniería* (32%) seguida de *Manufactura* (23%), disciplinas donde el uso de DMAIC es más común y donde la integración con HAAD es más prometedora. Esta distribución valida el enfoque hacia el sector industrial del estudio y destaca cómo estas disciplinas lideran la investigación de SMCA's.

Figura 6. Distribución de documentos entre las distintas disciplinas



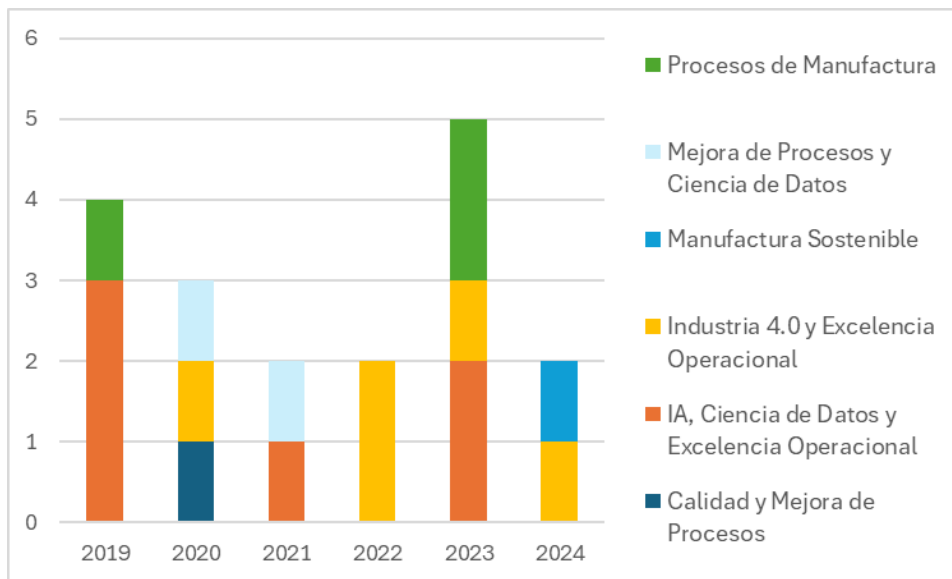
Fuente: elaboración propia

Selección de documentos (segundo filtro)

Una revisión exhaustiva de los documentos permite identificar aquellos alineados completamente con la investigación, estos cumplen con los requerimientos mencionados para el segundo filtro en la Tabla 2. Este filtro final asegura la selección de artículos importantes que fundamenten esta sinergia. Su análisis proporciona la base teórica para la propuesta del EIS además sirve como marco teórico en discusiones futuras sobre implementación de HAAD–DMAIC.

En total 18 artículos se seleccionaron, la Figura 7 muestra la distribución temporal y de área de investigación, se destaca (1) *IA, ciencia de datos y excelencia operacional* (seis documentos), que abordan técnicas analíticas puras y (2) *I4.0 y excelencia operacional* (cinco documentos), enfocadas en implementación tecnológica.

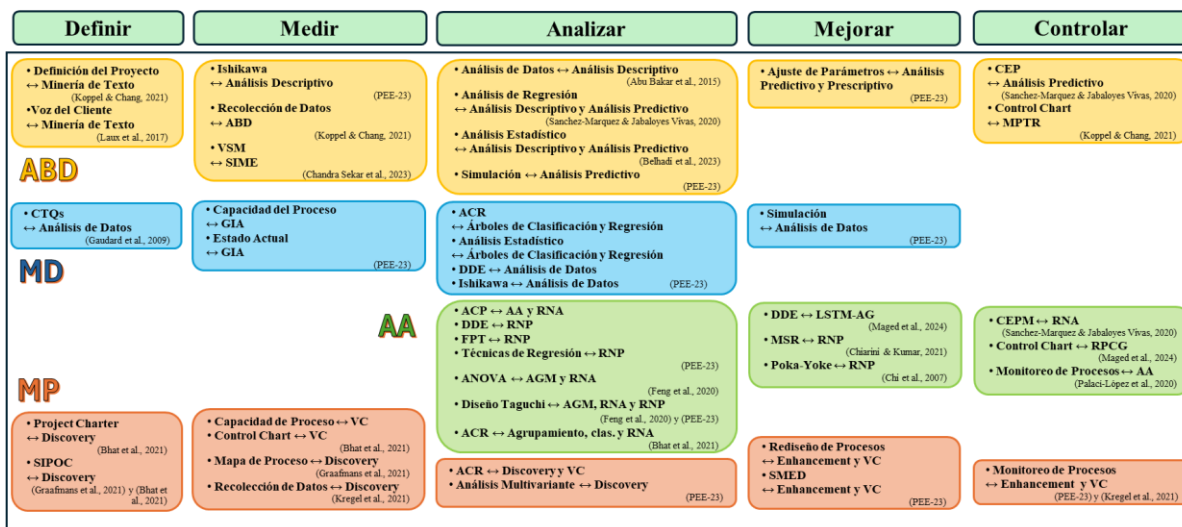
Figura 7. Tendencia del tema de estudio distribuido por área de investigación



Fuente: elaboración propia

Se lleva a cabo una extracción de datos clave sobre las vinculaciones, esto permite tanto proponer un marco teórico que ayude en futuras investigaciones como también identificar los vacíos actuales en la literatura. La Figura 8 se muestra un resumen de las vinculaciones directas entre HAAD–DMAIC.

Figura 8. Vinculaciones HAAD–DMAIC por fase y Área de Análisis Avanzado



(Abu Bakar et al., 2015; Belhadi et al., 2023; Chi et al., 2007; Chiarini & Kumar, 2021; Gaudard et al., 2009; Koppel & Chang, 2021; Kregel et al., 2021; Laux et al., 2017; Palaci-López et al., 2020; Sanchez-Marquez & Jabaloyes Vivas, 2020)

Fuente: elaboración propia

Algunas vinculaciones destacables dentro de la literatura muestran las siguientes integraciones: En la fase de Medir, Sekar et al. (2023) proponen una vinculación entre los *sistemas integrados de monitoreo de eficiencia* y el *mapeo de la cadena de valor* (VSM por sus siglas en inglés) que permite más precisión en los datos y un sistema iterativo de mejora, paralelamente Bhat et al. (2021) integra la VC y *Capacidad de Proceso* para confirmar que este se mantenga dentro de control estadístico.

La fase de Analizar, donde se tiene la mayor información en cuanto a integraciones, destaca el estudio de Feng et al. (2020) que utiliza la RNA y los *algoritmos genéticos multiobjetivo* buscando soluciones óptimas de manera complementaria con el *análisis de varianza* (ANOVA por sus siglas en inglés *analysis of variance*) y el *diseño taguchi*, ambas dentro del área de AA, en procesos de moldeo por inyección de plásticos, optimizando el espacio de diseño comprimido y mejorando la calidad del producto.

Maged et al. (2024) establece para la fase de Mejorar el uso del DDE junto con el *algoritmo genético de memoria a corto y largo plazo* (LSTM-GA por sus siglas en inglés *long short term memory genetic algorithm*) dentro del área AA, el cual identifica relaciones causales entre las variables sin necesidad de experimentación adicional lo que optimiza el proceso de mejora.

En la fase de Control, Maged et al. (2024) propone el uso de *reconocimiento de patrones en gráficos de control* como alternativa dentro del área AA, ya que esta herramienta podría detectar patrones anormales en el proceso de manera rápida y confiable. Adicionalmente, en la Tabla 3 se presentan algunas referencias dentro de la literatura que vinculan técnicas especializadas *HAAD* con las fases DMAIC.

Tabla 3. Vinculación HAAD con las fases DMAIC

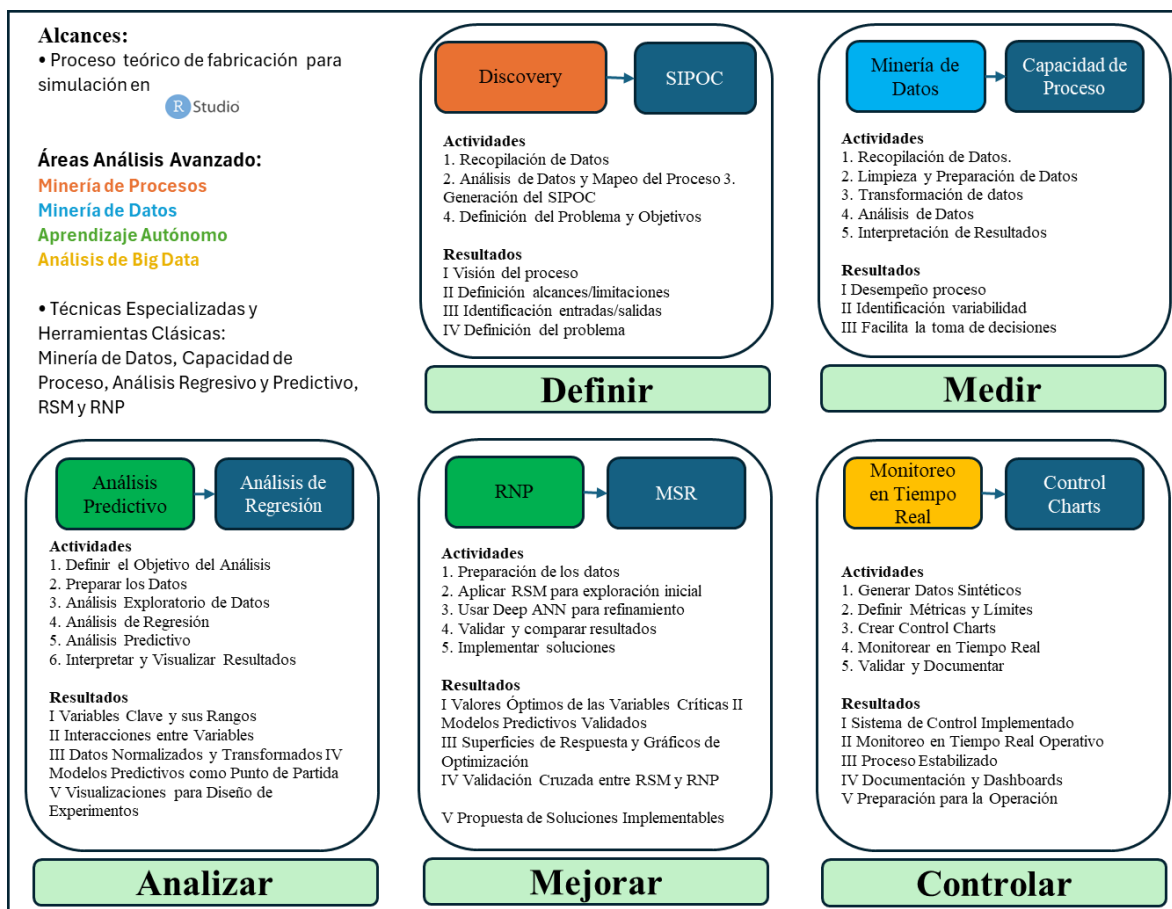
Fase	Técnica HAAD	Cita
Definir	Minería de video	(Dogan & Gurcan, 2018; Gupta et al., 2020)
	Procesamiento de lenguaje natural (PLN)	(Maged et al., 2024)
	Proceso analítico jerárquico con redes neuronales	
Medir	Red neuronal	(Maged et al., 2024)
Analizar	Detección de fallas	(Maged et al., 2024)
	K-Medias	
	Máquina de soporte vectorial (MSV)	
	Memoria a corto y largo plazo (LSTM, por sus siglas en inglés)	(Dogan & Gurcan, 2018)
	Minería de video	
	Reglas de asociación	
Mejorar	Optimización por enjambre de partículas (OEP)	(Maged et al., 2024)
	Redes de transformadores	
	Predicción estadística	(Dogan & Gurcan, 2018)
Controlar	Métodos de control estadístico de procesos multivariante con autoencoder variacional y estadístico T ² de Hotelling (CEPM-AEV-T ²)	(Maged et al., 2024)
	Técnicas de aprendizaje profundo aplicadas a datos	

Fuente: elaboración propia

Esquema Ilustrativo de simulación

La Figura 9 muestra el EIS, esta propuesta cumple con los criterios de autonomía y secuencialidad establecidos dentro de los objetivos del estudio, se considera el desarrollo bajo la plataforma de RStudio y funge como guía para el desarrollo de sistemas tales como el establecido bajo el concepto SMCA.

Figura 9. Esquema Ilustrativo de simulación (EIS)



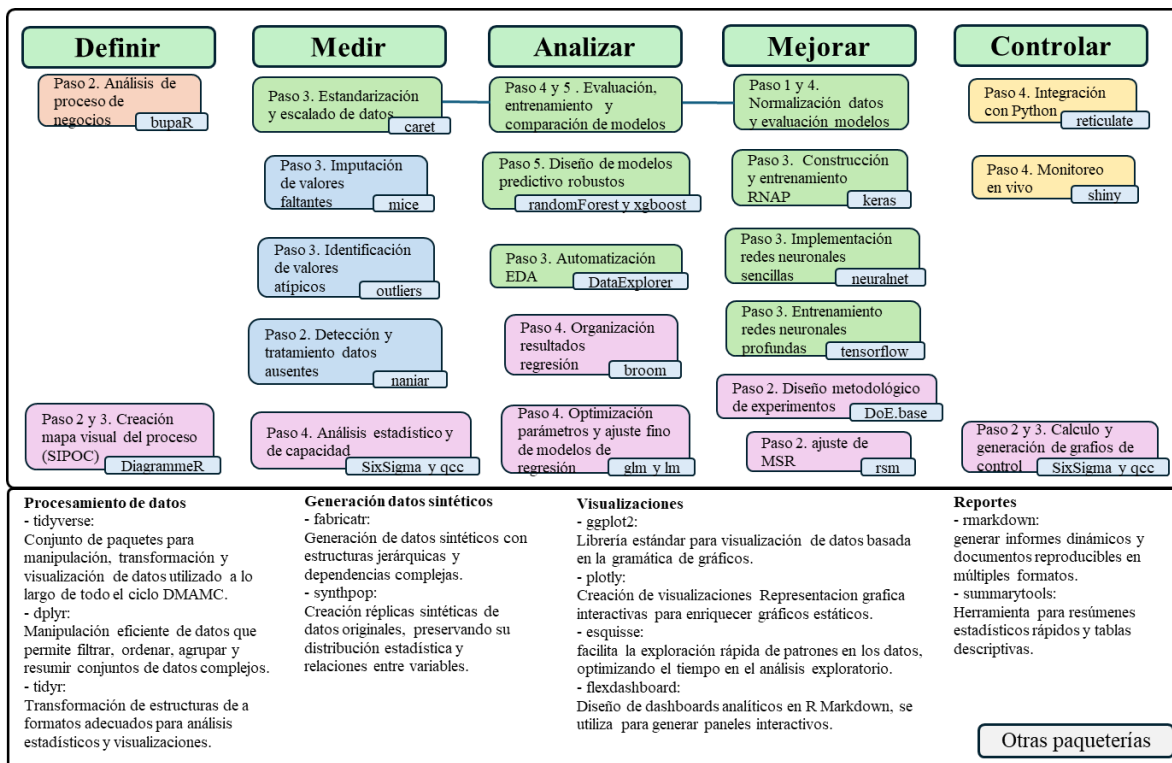
Fuente: elaboración propia

El EIS determina qué pasos técnicos son necesarios para llevar a cabo la simulación tanto para las *técnicas especializadas* como para las *herramientas clásicas*. El criterio de definición de las vinculaciones está determinado en base en la relevancia de las técnicas dentro de cada fase y adaptación completa con la fase siguiente, de tal manera que permita una secuencia autónoma del sistema. Además, se buscó utilizar vinculaciones dentro de las cuatro *áreas de análisis avanzado* lo cual enriquece la información del esquema presentado. A diferencia del trabajo expuesto por Garza et al. (2016), el cual se centra en el desarrollo de la metodología DMAIC a través de la conjunción de técnicas de simulación, de toma de decisiones multi-atributo, de control estadístico y gestión de calidad, para la mejora en términos de recursos y de percepción en la satisfacción del cliente, en un rubro específico, el enfoque en el trabajo actual busca conectar las fases DMAIC con herramientas propias dentro del área de la inteligencia artificial y utiliza como base la simulación para demostrar su funcionamiento coherente dentro de un esquema de herramientas propuesto.

En la fase de Definir (SIPOC-*descubrimiento de procesos*) el vínculo permite delimitar el problema e identificar las entradas y salidas del proceso de manera automática, esta información es usada en la fase de Medir (*MD-capacidad de proceso (Cp, Cpk)*) donde las técnicas de Minería de Datos (p. ej. Detección de valores atípicos, normalización y escalado de datos, etc.) identifican patrones críticos y prepara los datos para el análisis de capacidad, este cuantifica el cumplimiento actual del proceso y establece una base métrica que sirve para la fase de Analizar (*análisis predictivo-análisis de regresión*) donde se modelan relaciones entre variables mediante regresión para entender su impacto y se entrenan modelos predictivos —como bosque aleatorio, regresión logística y RNA — para anticipar comportamientos del proceso. Después, en la fase de Mejorar (RNP-MSR) se utilizan las variables identificadas en la fase anterior para encontrar los valores óptimos y se potencia con el uso de la RNP para refinamiento de búsqueda de valores y definición de relaciones complejas. Por último, en la fase de Controlar (monitoreo en tiempo real-gráficos de control) la vinculación permite establecer un sistema de monitoreo con datos actuales del proceso donde el gráfico de control mantiene el proceso dentro de lo establecido.

La Figura 10 muestra las librerías de RStudio necesarias para el desarrollo de las actividades correspondientes al EIS, se destaca el uso de *DiagrammeR* — para creación de diagramas y gráficos de flujo — que dentro de la fase de Definir permite el mapeo del proceso, así como la generación estructural del SIPOC. Asimismo, *outliers*, *caret* y *mice* — detección de valores atípicos, normalización e imputación de datos faltantes — se utilizan para llevar a cabo las técnicas de MD dentro de la fase de Medir, mientras que *qcc* lleva a cabo el análisis de capacidad. En la fase de Analizar se destaca *DataExplorer* — para análisis exploratorios de datos — previo al manejo de los modelos de regresión y predicción llevados a cabo por un lado con *lm* y *glm* —para ajustar modelos de regresión — y por el otro con *caret* y *randomForest* — para entrenamiento y construcción de modelos predictivos —. Para la fase de Mejorar son clave *rsm* y *DoE.base* — para desarrollo de MSR — junto con *keras* y *tensorflow* — para la implementación de RNP —. Por último, en la fase de Controlar se pueden mencionar *qcc* (análisis de capacidad y gráficos de control) y *shiny* — para la creación de gráficos de control y monitoreo en tiempo real. Esta información aporta una base técnica que sirve como guía para el desarrollo de este SMCA.

Figura 10. Paqueterías de soporte en RStudio



Fuente: elaboración propia

Discusión

Esta investigación busca establecer las bases en cuanto a la integración entre las técnicas especializadas HAAD y las herramientas clásicas DMAIC que permitan el desarrollo de sistemas de mejora autónoma — tales como SMCA — para la mejora de procesos industriales. Los hallazgos de la RSL indican un creciente interés en el tema, donde predominan estudios de caso (26%) seguido por revisiones sistemáticas (21%), lo cual indica una fase activa de investigación. La mayoría de los trabajos se orientan a aplicaciones de ingeniería (32%) y manufactura (23%) lo que valida la relevancia de aplicación industrial de este estudio. A partir del análisis de 18 fuentes clave se destacan técnicas especializadas como RNP, RNA y VC con seis vinculaciones seguido por descubrimiento de procesos y análisis predictivo con cinco vinculaciones, dichas técnicas están vinculadas de manera diversa a las herramientas clásicas DMAIC (ver Figura 8) lo que demuestra su flexibilidad. Por otro lado, las herramientas clásicas más abordadas son el análisis de causa raíz con ocho vinculaciones (áreas MD, MP, AA) seguido por análisis estadístico con cuatro vinculaciones (áreas ABD, MP). Por

Entre los hallazgos clave identificados: (1) se identifica un vacío significativo en la literatura dentro de las fases de Definir y Medir para el área de AA en contraste con la fase de Analizar, que presenta un catálogo amplio de vinculaciones. Esta diferencia se debe a que las herramientas de AA se adaptan mejor a análisis de datos estructurados típicos en etapas avanzadas de la metodología. (2) Un patrón similar se observa en MD, con ausencia de vinculaciones en la fase de Controlar (ver Figura 8), lo cual puede asociarse a la naturaleza estructurada de los datos en esta etapa final. (3) El área de ABD cuenta con herramientas para todas las fases — destacándose en Analizar —, pero con pocas vinculaciones en la fase de Mejorar, mientras que el área de MP muestra una distribución equilibrada en todas las fases.

Por último, el *monitoreo de procesos* y DDE con tres vinculaciones cada una (áreas MD, AA). Estudios similares como el de Pongboonchai-Empl et al. (2023) han aportado información valiosa en cuanto a las vinculaciones actuales, similar a esta investigación se menciona el uso de RNA como principal técnica HAAD aunque se mencionan que son ANOVA y el control estadístico de procesos las herramientas DMAIC más asistidas, por otro lado se identifica una fortaleza dentro de la fase de Analizar similar a este estudio mientras que se mantienen vacíos importantes para las fases de Definir y Medir. Esta investigación, por su parte propuso el desarrollo de un EIS donde se identificaron vinculaciones clave que permiten un sistema secuencial y autónomo a través de todas las fases DMAIC. Este esquema integró todas las *áreas de análisis avanzado* (ABD, MD, MP y AA), lo que destacó el uso de *descubrimiento de procesos-SIPOC* (área de MP) en la fase de Definir, seguido por *MD-capacidad de proceso* (área de MD) que permite: (1) cuantificar los hallazgos de la fase anterior (2) identificar los patrones críticos en los datos y (3) definir una base métrica para las fases posteriores. En la fase de Analizar y Mejorar se emplean técnicas del área de AA como *análisis predictivo-análisis de regresión* y RNP-MSR respectivamente, estas técnicas muestran una interconexión natural entre fases gracias a su complementariedad metodológica. Finalmente, en Controlar se implementa el *monitoreo en tiempo real-control charts* (área de ABD) completando así el ciclo. Esta secuencia considera los hallazgos en la RSL al utilizar *áreas de análisis avanzado* específicas — como MD y MP — para abordar los vacíos dentro de las primeras fases, asimismo optando por técnicas del área de AA para las fases de Analizar y Mejorar. Estudios similares como el de Garza et al. (2016), propone la metodología DMAIC utilizando como complemento la simulación para la mejora de cierto proceso la presente investigación se enfocó en la utilización de la simulación como un marco

de validación que permita demostrar la coherencia y factibilidad del sistema bajo las condiciones de autonomía presentadas.

Para el desarrollo del EIS se seleccionó el software RStudio como plataforma central debido a la flexibilidad para desarrollar diversas actividades requeridas en el EIS, tales como; (1) disponibilidad de paqueterías especializadas (p. ej. *bupaR* para minería de procesos, *caret* para manejo de modelos, entre otros), (2) capacidad de análisis estadísticos, (3) disponibilidad de herramientas visuales y reportes y (4) generación de datos sintéticos. Estas características muestran suficiencia para la propuesta del EIS, donde los pasos metodológicos necesarios, así como las librerías en RStudio requeridas para el desarrollo del SMCA han sido identificadas para futuras investigaciones.

En este sentido, este trabajo sirve como base para futuras investigaciones, sustentado en la RSL, respalda la viabilidad en la integración de HAAD–DMAIC para el desarrollo de SMCA's teóricos como el propuesto en el esquema de este estudio. El EIS no solo cumple con los objetivos de cubrir todas las fases de manera secuencial, sino que también establece un precedente en cuanto al uso de práctico de RStudio. Esto sirve como antecedente para los futuros desarrollos simulados que permitan validar la factibilidad de este tipo de sistemas (SMCA) y pueden ser llevados a la práctica en ambientes industriales reales.

Conclusión

Esta investigación demuestra la integración de *técnicas especializadas HAAD* y *herramientas clásicas DMAIC* para el desarrollo de sistemas autónomos de mejora teóricos tal como se planteó en los objetivos iniciales. Dentro de los hallazgos en la RSL se identificó que, aunque existen vacíos considerables en las fases de Definir y Medir (área de AA) y Controlar (área de MD), existen opciones dentro de las demás *áreas de análisis avanzado* que pueden llenar estos espacios permitiendo generar un EIS secuencial y autónomo. El esquema, con base en RStudio, utiliza varias paqueterías especializadas que permiten cubrir todas las actividades dentro de las fases definidas en el EIS, desde *descubrimiento de procesos-SIPOC* en Definir, hasta *monitoreo en tiempo real-gráficos de control* en Controlar. La principal contribución de esta investigación es un marco teórico-metodológico para esta integración con el enfoque de autonomía. Trabajos futuros se pueden enfocar en extender el alcance teórico en la presentación del SMCA, mediante la evaluación de viabilidad de la simulación propuesta del EIS, a fin de continuar con el desarrollo de esta área de investigación. Por otra parte, es importante explorar el desarrollo de nuevas vinculaciones

entre estos dos campos con la intención de generar estrategias analíticas con un alto nivel de autonomía.

Futuras líneas de investigación

De acuerdo con los resultados de este estudio, es necesario considerar las siguientes líneas de investigación que ayuden a complementar el presente trabajo y permitan desarrollar más conocimiento en el tema abordado, las líneas de investigación futura que pueden ser consideradas son:

- (1) Ejecución de simulación propuesta: en esta línea es posible llevar a cabo la simulación en conjunto con las paqueterías mencionadas para la obtención de resultados y su posterior análisis.
- (2) Desarrollo de modelos para procesos reales para la validación de SMCA en entornos industriales: en este sentido, es posible extender el esquema del punto anterior en ambientes de procesos reales que permitan analizar el desempeño del esquema analítico.
- (3) Investigación para la mejora y generación de vinculaciones: para este punto resulta necesario realizar investigaciones recurrentes en donde se determinen vinculaciones relevantes que reflejen las necesidades de procesos productivos actuales.
- (4) Desarrollo de más entornos de simulación que sirvan de ayuda en la evaluación de SMCA: en este sentido, cada proceso productivo puede consistir en una configuración única de diversos recursos, por lo que resulta necesario determinar otros esquemas que puedan ser extendidos a múltiples casos de estudio.
- (5) Revisión de estudios de caso: De manera que permitan conocer la experiencia en aplicaciones reales de SMCA.

Glosario de Términos

La Tabla 4 muestra un glosario de los términos utilizados en diagrama de vinculación de la Figura 8.

Tabla 4. Glosario de terminología

Técnicas/Herramientas	Descripción
ABD	Análisis de big data
CEP	Control estadístico de procesos
MPTR	Monitoreo de procesos en tiempo real
CTQs	Características críticas para la calidad (Por sus siglas en inglés <i>Critical to Quality</i>)
GIA	Gráficos interactivos automatizados
ACR	Análisis de causa raíz
ACP	Análisis de componentes principales
AA	Modelos de aprendizaje automático
FPT	Función de pérdida de Taguchi
AGM	Algoritmos genéticos multiobjetivo
MSR	Metodología de superficie de respuesta
CEPM	Control estadístico de procesos multivariable
RPCG	Reconocimiento de patrones en gráficos de control
VC	Verificación de conformidad
SMED	Cambio rápido de herramienta (por sus siglas en inglés <i>Single-Minute Exchange of Die</i>)

Referencias

- Abd Elnaby, Z., Zaher, A., Abdel-Magied, R. K. y Elkhoully, H. I. (2024). Improving plastic manufacturing processes with the integration of Six Sigma and machine learning techniques: a case study. *Journal of Industrial and Production Engineering*, 41(1), 1-18. <https://doi.org/10.1080/21681015.2023.2260384>
- Abu Bakar, F. A., Subari, K. y Mohd Daril, M. A. (2015). Critical success factors of Lean Six Sigma deployment: a current review. *International Journal of Lean Six Sigma*, 6(4), 339-348. <https://doi.org/10.1108/IJLSS-04-2015-0011>
- Addo-Tenkorang, R. y Helo, P. T. (2016). Big data applications in operations/supply-chain management: a literature review. *Computers and Industrial Engineering*, 101, 528-543. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2016.09.023>
- Antony, J., Sony, M., Dempsey, M., Brennan, A., Farrington, T. y Cudney, E. A. (2019). An evaluation into the limitations and emerging trends of Six Sigma: an empirical study. *TQM Journal*, 31(2), 205-221. <https://doi.org/10.1108/TQM-12-2018-0191>
- Belhadi, A., Kamble, S. S., Gunasekaran, A., Zkik, K., Dileep Kumar, M. y Touriki, F. E. (2023). A Big Data Analytics-driven Lean Six Sigma framework for enhanced green performance: a case study of chemical company. *Production Planning and Control*, 34(9), 767-790. <https://doi.org/10.1080/09537287.2021.1964868>
- Bhat, V. S., Bhat, S. y Gijo, E. V. (2021). Simulation-based lean six sigma for Industry 4.0: an action research in the process industry. *International Journal of Quality and Reliability Management*, 38(5), 1215-1245. <https://doi.org/10.1108/IJQRM-05-2020-0167>
- Sekar R. C., Vimal K.E.K., Paranitharan K.P. y Anbumalar V. (2023). *Intelligent VSM Model: a way to adopt Industry 4.0 Technologies in Manufacturing Industry*. Preprint. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-2702005/v1>
- Chi, H. M., Ersoy, O. K., Moskowitz, H. y Altinkemer, K. (2007). Toward automated intelligent manufacturing systems (AIMS). *INFORMS Journal on Computing*, 19(2), 302-312. <https://doi.org/10.1287/ijoc.1050.0171>
- Chiarini, A. y Kumar, M. (2021). Lean Six Sigma and Industry 4.0 integration for Operational Excellence: evidence from Italian manufacturing companies. *Production Planning and Control*, 32(13), 1084-1101. <https://doi.org/10.1080/09537287.2020.1784485>
- Dogan, O. y Gurcan, O. F. (2018). Data Perspective of Lean Six Sigma in Industry 4.0 Era: a Guide To Improve Quality. *Proceedings of the International Conference on*

- Industrial Engineering and Operations Management* (pp. 943-953). Paris, Francia: IEOM Society
- Feng, Q. Q., Liu, L. y Zhou, X. (2020). Automated multi-objective optimization for thin-walled plastic products using Taguchi, ANOVA, and hybrid ANN-MOGA. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 106(1-2), 559-575. <https://doi.org/10.1007/s00170-019-04488-2>
- Garza, R., Sánchez, G., González, R. y Asco, H. (2016). Aplicación de la metodología DMAIC de Seis Sigma con simulación discreta y técnicas multicriterio. *Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa*, 22, 19-35. <https://doi.org/10.46661/revmetodoscuanteconempresa.2337>
- Gaudard, M., Ramsey, P. y Stephens, M. (2009). Interactive Data Mining Informs Designed Experiments. *Quality and Reliability Engineering International*, 25(3), 299-315. <https://doi.org/10.1002/qre.971>
- George, M. L., Rowlands, D. y Kastle, B. (2005). *What is Lean Six Sigma?* McGraw-Hill.
- Gupta, S., Modgil, S. y Gunasekaran, A. (2020). Big data in lean six sigma: a review and further research directions. *International Journal of Production Research*, 58(3), 947-969. <https://doi.org/10.1080/00207543.2019.1598599>
- Harry, M. J. y Schroeder, R. (2006). *Six Sigma: the breakthrough management strategy revolutionizing the world's top corporations* (2nd ed.). Currency Doubleday.
- Horsthofer-Rauch, J., Guesken, S. R., Weich, J., Rauch, A., Bittner, M., Schulz, J. y Zaeh, M. F. (2024). Sustainability-integrated value stream mapping with process mining. *Production and Manufacturing Research*, 12(1), 2334294. <https://doi.org/10.1080/21693277.2024.2334294>
- Kitchenham, B. y Charters, S. (2007). *Guidelines for performing systematic literature reviews in software engineering*. EBSE Technical Report EBSE-2007-01; Keele University & University of Durham. <https://www.researchgate.net/publication/302924724>
- Koppel, S. y Chang, S. (2021). MDAIC - a Six Sigma implementation strategy in big data environments. *International Journal of Lean Six Sigma*, 12(2), 432-449. <https://doi.org/10.1108/IJLSS-12-2019-0123>
- Kregel, I., Stemann, D., Koch, J. y Coners, A. (2021). Process Mining for Six Sigma: utilising Digital Traces. *Computers and Industrial Engineering*, 153. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2020.107083>

- Kumar, N., Kumar, G. y Singh, R. K. (2021). Big data analytics application for sustainable manufacturing operations: analysis of strategic factors. *Clean Technologies and Environmental Policy*, 23(3), 965-989. <https://doi.org/10.1007/s10098-020-02008-5>
- Laux, C., Li, N., Seliger, C. y Springer, J. (2017). Impacting Big Data analytics in higher education through Six Sigma techniques. *International Journal of Productivity and Performance Management*, 66(5), 662-679. <https://doi.org/10.1108/IJPPM-09-2016-0194>
- Macias-Aguayo, J., Garcia-Castro, L., Barcia, K. F., McFarlane, D. y Abad-Moran, J. (2022). Industry 4.0 and Lean Six Sigma Integration: A Systematic Review of Barriers and Enablers. *Applied Sciences*, 12(22), 11321. <https://doi.org/10.3390/app122211321>
- Maged, A., Haridy, S., Awad, M. y Shamsuzzaman, M. (2024). Machine Learning Aided Six Sigma: Perspective and Practical Implementation. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 71, 1519-1530. <https://doi.org/10.1109/TEM.2023.3335237>
- Manimuthu, A., Venkatesh, V. G., Raja Sreedharan, V. y Mani, V. (2022). Modelling and analysis of artificial intelligence for commercial vehicle assembly process in VUCA world: a case study. *International Journal of Production Research*, 60(14), 4529-4547. <https://doi.org/10.1080/00207543.2021.1910361>
- Montgomery, D. C. (2005). *Introduction to statistical quality control* (5th ed.). John Wiley & Sons.
- Narkhede, G., Mahajan, S., Narkhede, R. y Chaudhari, T. (2024). Significance of Industry 4.0 technologies in major work functions of manufacturing for sustainable development of small and medium-sized enterprises. *Business Strategy and Development*, 7(1), e325. <https://doi.org/10.1002/bsd2.325>
- Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., Shamseer, L., Tetzlaff, J. M., Akl, E. A., Brennan, S. E., Chou, R., Glanville, J., Grimshaw, J. M., Hróbjartsson, A., Lalu, M. M., Li, T., Loder, E. W., Mayo-Wilson, E., McDonald, S., ... Moher, D. (2021). The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews. *The BMJ*, 372(71). <https://doi.org/10.1136/bmj.n71>
- Palací-López, D., Borràs-Ferrís, J., da Silva de Oliveria, L. T. y Ferrer, A. (2020). Multivariate six sigma: a case study in industry 4.0. *Processes*, 8(9), 1119. <https://doi.org/10.3390/PR8091119>

- Petersen, K., Vakkalanka, S. y Kuzniarz, L. (2015). Guidelines for conducting systematic mapping studies in software engineering: an update. *Information and Software Technology*, 64, 1-18. <https://doi.org/10.1016/j.infsof.2015.03.007>
- Pongboonchai-Empl, T., Antony, J., Garza-Reyes, J. A., Komkowski, T. y Tortorella, G. L. (2023). Integration of Industry 4.0 technologies into Lean Six Sigma DMAIC: a systematic review. *Production Planning and Control*, 35(12), 1403-1428. <https://doi.org/10.1080/09537287.2023.2188496>
- Pyzdek, T. (2003). *The Six Sigma Handbook: A complete guide for green belts, black belts, and managers at all levels* (2nd ed.). McGraw-Hill.
- Raut, T. D. (2020). The Improvement of Manufacturing Process by Using Quality Tools. *International Journal of Engineering Research & Science (IJOER)*, 5(3), 1-6. <https://easychair.org/publications/preprint/9RLZ/open>
- Razi A., Anwer I. B. y Muhammad F. (2019). Process Mining in Data Science: a Literature Review. In *13th International Conference on Mathematics, Actuarial Science, Computer Science and Statistics (MACS)*, Karachi, Pakistan, 1-9. IEEE. <https://doi.org/10.1109/MACS48846.2019.9024806>
- Sanchez-Marquez, R. y Jabaloyes Vivas, J. (2020). Multivariate SPC methods for controlling manufacturing processes using predictive models - A case study in the automotive sector. *Computers in Industry*, 123, 103307. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2020.103307>
- Schafer, F., Schwulera, E., Otten, H. y Franke, J. (2019). From descriptive to predictive six sigma: Machine learning for predictive maintenance. *Proceedings - 2019 2nd International Conference on Artificial Intelligence for Industries, USA, AI4I 2019*, 35-38. IEEE. <https://doi.org/10.1109/AI4I46381.2019.00017>
- Tissir, S., Cherrafi, A., Chiarini, A., Elfezazi, S. y Bag, S. (2023). Lean Six Sigma and Industry 4.0 combination: scoping review and perspectives. *Total Quality Management and Business Excellence*, 34(3-4), 261-290. <https://doi.org/10.1080/14783363.2022.2043740>
- Weichert, D., Link, P., Stoll, A., Rüping, S., Ihlenfeldt, S. y Wrobel, S. (2019). A review of machine learning for the optimization of production processes. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 104(5-8), 1889-1902. <https://doi.org/10.1007/s00170-019-03988-5>

- Yamamoto, Y., Muñoz, A. A. y Sandström, K. (2024). Practical Aspects of Designing a Human-centred AI System in Manufacturing. *Procedia Computer Science*, 232, 2626-2638. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.02.081>
- Yang, H., Rao, P., Simpson, T., Lu, Y., Witherell, P., Nassar, A. R., Reutzel, E. y Kumara, S. (2021). Six-Sigma Quality Management of Additive Manufacturing. En *Proceedings of the IEEE* (Vol. 109, Número 4, pp. 347-376). Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc. <https://doi.org/10.1109/JPROC.2020.3034519>

Rol de Contribución	Autor(es)
Conceptualización	Luis Alberto Rodríguez Picón (principal), Michell Ricardo Ortega Mendoza (que apoya)
Metodología	Michell Ricardo Ortega Mendoza (principal), Luis Alberto Rodríguez Picón (que apoya)
Software	Michell Ricardo Ortega Mendoza (principal), Luis Alberto Rodríguez Picón (que apoya)
Validación	Luis Alberto Rodríguez Picón (principal), Jesús Andrés Hernández Gómez (que apoya)
Análisis Formal	Michell Ricardo Ortega Mendoza (principal), Luis Alberto Rodríguez Picón (que apoya)
Investigación	Michell Ricardo Ortega Mendoza (principal), Luis Alberto Rodríguez Picón (que apoya), Jesús Andrés Hernández Gómez (que apoya)
Recursos	Roberto Romero López (principal)
Curación de datos	Michell Ricardo Ortega Mendoza (principal), Luis Alberto Rodríguez Picón (que apoya)
Escritura - Preparación del borrador original	Michell Ricardo Ortega Mendoza (principal), Luis Alberto Rodríguez Picón (que apoya)
Escritura - Revisión y edición	Luis Alberto Rodríguez Picón (principal), Jesús Andrés Hernández Gómez (que apoya)
Visualización	Michell Ricardo Ortega Mendoza (principal), Luis Alberto Rodríguez Picón (que apoya), Jesús Andrés Hernández Gómez (que apoya), Roberto Romero López (que apoya)
Supervisión	Luis Alberto Rodríguez Picón (principal)
Administración de Proyectos	NO APLICA
Adquisición de fondos	Roberto Romero López (principal)