

Aplicación de GenAI para la gestión documental de las ordenes de mantenimiento

Jairo de Jesús Ramirez Mongui

Ingeniero de Automatización

Acacias (Meta), Colombia

Jairo.ramirez@osc.com.co

Consorcio Omia-SKF

Diana Marcela Cardona-Román

Ingeniera de Sistemas, MSc, PhD en Ingeniería

Villavicencio (Meta), Colombia

dcardona@unillanos.edu.co

Universidad de los Llanos

Resumen— Presentar una forma del uso de inteligencia artificial generativa (GenAI) para el tratamiento de las ordenes de trabajo (OT) como apoyo a la gestión documental; la aplicación de esta tecnología presenta una variedad de aplicaciones en un área que requiere una optimización en las horas hombre (HH).

Palabras clave — inteligencia artificial generativa (GenAI), gestión documental, Mantenimiento preventivo.

I. INTRODUCCIÓN

En el contexto actual de la transformación digital y la evolución hacia modelos de gestión de activos más inteligentes, la aplicación de Inteligencia Artificial Generativa (GenAI) se posiciona como una herramienta habilitadora para optimizar los procesos asociados al mantenimiento industrial [1]. Particularmente, la gestión documental de las órdenes de trabajo representa un desafío recurrente debido a la alta variabilidad en la calidad de los registros, la dispersión de la información y la limitada explotación de los datos históricos para la toma de decisiones [2]. Este artículo presenta una primera fase de aplicación o uso especializado de GenAI para la gestión documental de órdenes de trabajo de mantenimiento, con énfasis en el cierre técnico y la estandarización de la información registrada.

En esta fase inicial, la solución se enfoca en el uso de GenAI para la estructuración, validación y enriquecimiento de listas de verificación utilizadas durante el cierre de las órdenes de trabajo. El cual utiliza un gran modelo de lenguaje o LLM para obtener salidas de alta calidad si las entradas o instrucciones son específicas, este uso especializado de GenAI con instrucciones específicas se conoce como *ingeniería de prompt* [3], [4]. A partir del análisis semántico de documentos técnicos, formatos históricos y procedimientos operativos, el modelo utilizado asiste al personal de mantenimiento en el correcto diligenciamiento de listas de chequeo, asegurando coherencia técnica, completitud de la información y alineación con los planes de mantenimiento establecidos. Este enfoque no solo reduce la dependencia del conocimiento tácito, sino que mejora la trazabilidad de las intervenciones y la calidad de los datos generados en campo.

Adicionalmente, la solución incorpora capacidades de análisis automatizado de informes de mantenimiento

previamente entregados, permitiendo la generación de reportes consolidados y la extracción de indicadores clave de desempeño (KPI). Entre estos indicadores se destacan la proporción de mantenimiento preventivo frente al correctivo, tendencias de reincidencia de fallas y patrones asociados al cumplimiento de los planes de mantenimiento. Mediante el procesamiento de lenguaje natural y técnicas de clasificación, la GenAI transforma información no estructurada en conocimiento accionable, sentando las bases para fases posteriores orientadas a mantenimiento predictivo, analítica avanzada y toma de decisiones basada en datos. Esta propuesta evidencia el potencial de la GenAI como un componente estratégico dentro de los sistemas de gestión de mantenimiento modernos, alineados con los principios de la gestión de activos y la industria 4.0.

En síntesis, el problema que se identifica en este trabajo es la falta de estandarización en la gestión documental para el seguimiento a las órdenes de mantenimiento y la calidad de los reportes documentales; del cual se deriva la siguiente pregunta ¿Cómo integrar la GenAI en la estandarización de la gestión documental para ordenes de mantenimiento industrial? El objetivo abordado es a partir de un caso de estudio mostrar el uso especializado de la GenAI para la generación de reportes con listas de verificación estandarizados.

Este trabajo se estructura en seis secciones, primera la sección realiza una introducción al estudio, la segunda sección aborda el desafío de la documentación en el mantenimiento industrial, la tercera sección incluye la descripción de la inteligencia artificial generativa, la cuarta sección explica el abordaje metodológico utilizado para este trabajo, la quinta sección aborda un caso de estudio con aplicación de la GenAI en un entorno de mantenimiento industrial como apoyo a la gestión documental y finalmente, se presentan las conclusiones y perspectivas de trabajo futuro.

II. DESAFÍO DE LA DOCUMENTACIÓN EN MANTENIMIENTO

En los procesos tradicionales de mantenimiento industrial, las organizaciones mantienen registros de varios de trabajos realizados sobre el activo, llamados órdenes de trabajo y los momentos en que dicho activo no funcionó o presentó un fallo, estas acciones deben ser reportadas, así que una de las principales fuentes de ineficiencia operativa se encuentra en el tiempo que el personal técnico debe dedicar a la documentación

de las órdenes de trabajo [2]. Durante las actividades en campo, los técnicos suelen priorizar la restitución del activo a condiciones operativas, relegando el registro detallado de hallazgos, actividades ejecutadas y evidencias técnicas para etapas posteriores. Esta práctica deriva en registros incompletos, descripciones genéricas o inconsistentes y, en muchos casos, en reprocesos administrativos que consumen horas hombre adicionales, afectando tanto la productividad del personal como la calidad de la información histórica del sistema de gestión de mantenimiento.

Adicionalmente, la falta de estandarización en el cierre documental de las órdenes de trabajo incrementa la carga cognitiva del personal técnico, que debe interpretar formatos extensos, recordar criterios de clasificación y adaptar su redacción a requerimientos administrativos no siempre claros. Este escenario genera una pérdida de tiempo significativa que no agrega valor directo a la confiabilidad del activo, pero sí impacta negativamente la disponibilidad de indicadores clave de mantenimiento. La aplicación de GenAI en esta etapa busca precisamente reducir el esfuerzo manual asociado a la documentación, asistiendo al técnico en la captura estructurada de la información y permitiendo que el tiempo operativo se enfoque en actividades técnicas de mayor valor agregado [1].

En los procesos de producción actuales no solo se debe tener en cuenta las tecnologías de producción de la industria 4.0 sino el contexto en los grupos de operación y mantenimiento (O&M) del Mantenimiento 4.0, la aplicación de la Inteligencia Artificial Generativa (IAGEN) se ha concentrado principalmente en las fases iniciales del ciclo de vida de las órdenes de trabajo, especialmente en su generación automática y en la programación de actividades, apalancándose en datos históricos y reglas operativas [5]. No obstante, la etapa de cierre y documentación de las órdenes de trabajo continúa siendo tratada como un proceso administrativo de bajo valor agregado, lo que ha limitado el uso de la IAGEN para su optimización. Esta situación se debe, en gran medida, a la falta de identificación clara de los beneficios que aporta la información consignada en el cierre, tanto para la mejora continua como para la retroalimentación de modelos analíticos y de toma de decisiones. Como resultado, se desaprovecha una fuente crítica de conocimiento operativo que podría fortalecer la trazabilidad, la calidad de los datos de mantenimiento y la evolución hacia esquemas verdaderamente predictivos e inteligentes.

2.1 Workflow ordenes de trabajo

Una orden de trabajo es creada en los procesos de mantenimiento preventivo rutinario, allí cada operador debe revisar el activo, reportar los fallos presentados y las acciones emprendidas. Al momento de cerrar la orden de trabajo es necesario hacer la documentación que respalde las acciones de mantenimiento ejecutadas, este proceso toma tiempo adicional por parte del personal técnico y en muchos casos se convierte en un proceso crítico [2]. Durante la ejecución de las actividades en campo, el enfoque principal del técnico está orientado a la restauración funcional del activo, lo que provoca que la

documentación se realice de forma posterior, fragmentada o con bajo nivel de detalle. Esta práctica genera registros incompletos, descripciones poco técnicas y, en algunos casos, la necesidad de reprocesar información para cumplir con los requisitos administrativos del sistema de gestión de mantenimiento, incrementando las horas hombre no productivas.

Adicionalmente, la ausencia de un flujo claramente asistido para el cierre documental incrementa la carga operativa y cognitiva del personal técnico. El proceso típico de mantenimiento inicia con la **generación del aviso**, seguido por la **creación de la orden de trabajo**, su **programación**, la **ejecución de las actividades** y, finalmente, el **cierre con la respectiva documentación técnica**. Es precisamente en esta última etapa donde se concentra una mayor pérdida de tiempo, debido a la interpretación manual de formatos, la falta de estandarización en los criterios de registro y la dificultad para relacionar la información consignada con indicadores de desempeño de mantenimiento. La incorporación de GenAI en este flujo permite asistir al técnico durante el cierre de la orden de trabajo, estructurando automáticamente la información, reduciendo tiempos de documentación y mejorando la calidad de los datos utilizados para análisis e indicadores de gestión.

Aunque el flujo de una orden de trabajo en mantenimiento industrial está claramente definido —desde la generación del aviso hasta la ejecución de las actividades—, la etapa de cierre documental continúa siendo el eslabón más débil del proceso. En la práctica, el cierre de la OT se percibe como una obligación administrativa posterior a la intervención técnica, sin una relación directa con la confiabilidad del activo ni con la mejora del proceso de mantenimiento. Esta percepción limita la calidad y profundidad de la información registrada, generando descripciones genéricas, criterios no estandarizados y pérdida de conocimiento operativo. En el marco del Mantenimiento 4.0, esta brecha impide que la información de cierre sea utilizada como insumo para analítica avanzada, retroalimentación de modelos predictivos y toma de decisiones estratégicas. La ausencia de mecanismos que faciliten y estructuren esta etapa explica por qué, a pesar del avance en digitalización y automatización, el cierre de las órdenes de trabajo sigue siendo un proceso de bajo valor percibido y alto costo operativo.

III. INTELIGENCIA ARTIFICIAL GENERATIVA

La IA generativa es una rama de la inteligencia artificial diseñada para crear contenido nuevo a partir de lo que ha aprendido de grandes volúmenes de datos. En lugar de solo analizar o clasificar información, estos sistemas pueden producir texto, imágenes, audio, video o incluso código, imitando patrones del mundo real (Figura 1). Su funcionamiento se basa en modelos de aprendizaje profundo (*deep learning*), especialmente redes neuronales que aprenden relaciones, estructuras y estilos presentes en los datos de entrenamiento. Durante el entrenamiento, el modelo identifica patrones

internos; luego, cuando recibe una instrucción (por ejemplo, un texto o una imagen inicial), utiliza ese conocimiento para generar algo nuevo, pero coherente, como si “predijera” cuál sería la siguiente palabra, píxel o sonido más probable según lo aprendido [6].

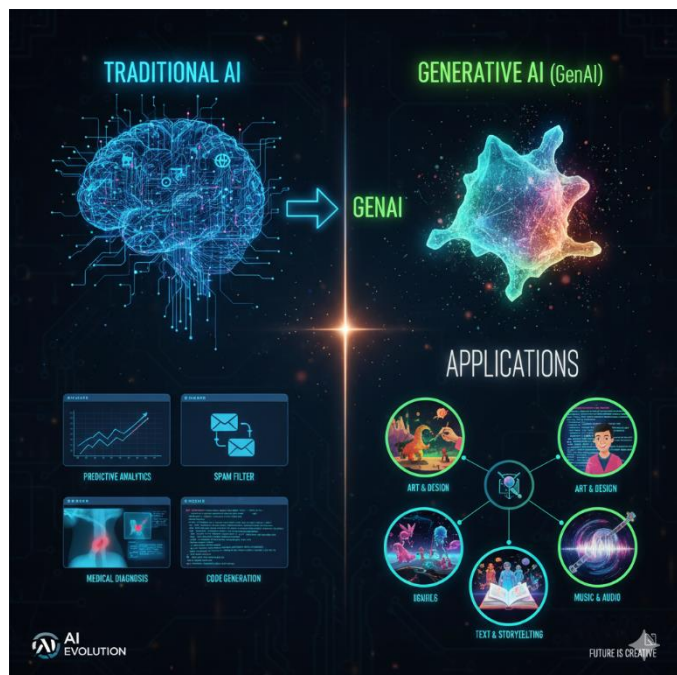


Figura 1 Inteligencia artificial Vs Inteligencia Artificial Generativa – Imagen ChatGPT.

Los resultados que genera la IA generativa pueden clasificarse según el tipo de red neuronal o arquitectura que los produce (Figura 2). Por ejemplo, las GANs (Redes Generativas Adversarias) se destacan en la creación de imágenes y videos muy realistas, como rostros sintéticos o escenas simuladas. Los VAE (Autoencoders Variacionales) también generan imágenes y variaciones de datos, pero enfocados en aprender representaciones internas para crear nuevas versiones similares a las originales. Los Modelos de Difusión son muy versátiles y se usan para generar imágenes, audio y video de alta calidad mediante un proceso de añadir y luego quitar ruido de forma controlada. Finalmente, los Transformadores, base de los Modelos de Lenguaje de Gran Escala (LLM) como GPT o BERT, se especializan en la generación y comprensión de texto, permitiendo chatbots, redacción automática, resúmenes y análisis de lenguaje natural. Así, cada tipo de red no solo usa un enfoque técnico distinto, sino que también se asocia a tipos de contenido específicos [6] [7].

En la práctica, el verdadero valor de la IA generativa no solo está en el modelo, sino en cómo las personas interactúan con él, y allí es donde aparece la ingeniería de *prompts*. Los modelos de lenguaje (LLMs) funcionan a partir de indicaciones o instrucciones —llamadas *prompts*— que orientan qué tipo de contenido deben generar [8]. Diseñar estos *prompts* de forma clara, específica y alineada con la necesidad del usuario permite

transformar a la IA en una herramienta realmente útil y no solo en un sistema que “responde cosas”. Los estudios revisados muestran que, cuando se aplica un enfoque centrado en el usuario, los *prompts* pueden construirse de manera estructurada para guiar al modelo a producir textos con características deseadas (tono, objetivo, público, nivel técnico), logrando resultados más precisos, persuasivos y adaptados al contexto. Así, la ingeniería de *prompts* se convierte en el puente entre la capacidad técnica de los modelos generativos y su aplicación real en tareas como la creación de contenido, apoyo a decisiones o automatización de procesos documentales.

La Inteligencia Artificial Generativa (GenAI) como capa cognitiva dentro de los sistemas de mantenimiento preventivo, actuando como un componente integrador entre los datos operativos, los modelos predictivos y los usuarios técnicos. En este esquema, la GenAI no reemplaza los modelos de mantenimiento predictivo basados en machine learning o deep learning, sino que los complementa, permitiendo interpretar resultados, generar reportes técnicos automáticos, explicar patrones de comportamiento de los activos y estructurar conocimiento a partir de múltiples fuentes como sensores IoT, historiales de fallas, órdenes de trabajo y registros de inspección. De esta manera, la GenAI facilita la transición desde esquemas de mantenimiento basados en calendario hacia estrategias basadas en condición, aportando capacidad de síntesis, contextualización y comunicación de la información generada por los algoritmos analíticos [9].



Figura 2 Tipos de contenidos digitales generados por los diferentes modelos de GenAI – Adaptación [6]

3.1 Ingeniería de prompts

La ingeniería de *prompts* puede definirse como el proceso sistemático de diseñar, estructurar, probar y optimizar instrucciones dirigidas a modelos de inteligencia artificial, especialmente a los Modelos de Lenguaje de Gran Escala (LLMs), con el fin de obtener respuestas precisas, útiles y alineadas con un objetivo específico [3]. No se trata solo de “hacer una pregunta”, sino de establecer de forma clara el contexto, el propósito, las restricciones y el tipo de resultado esperado. En entornos de Industria 4.0, esta práctica se convierte en un elemento clave para conectar el conocimiento humano con la capacidad analítica de la IA, influyendo directamente en la calidad de la toma de decisiones, la automatización de procesos y la eficiencia operativa. La literatura evidencia que pequeñas variaciones en la redacción de un *prompt* pueden generar diferencias significativas en la calidad de las respuestas, por lo que su diseño debe abordarse con el mismo rigor que cualquier otro componente de un sistema industrial [4].

Desde el punto de vista práctico, las buenas prácticas en ingeniería de *prompts* se centran en tres principios fundamentales: claridad, especificidad y contextualización. Un *prompt* efectivo debe evitar ambigüedades, incluir términos técnicos relevantes del proceso industrial y describir con precisión la tarea que se desea resolver. Además, se recomienda aplicar un enfoque iterativo, es decir, probar distintas versiones del *prompt*, evaluar los resultados y ajustarlo progresivamente para mejorar la precisión y confiabilidad de la salida del modelo [10]. También es esencial considerar aspectos éticos y de seguridad, especialmente cuando se trabaja con datos industriales sensibles, así como capacitar al personal en el uso adecuado de estas herramientas para reducir sesgos y dependencias excesivas. De esta manera, la ingeniería de *prompts* deja de ser una interacción informal y se consolida como una práctica técnica estratégica dentro de los sistemas inteligentes de la Industria 4.0 [4] [11].

IV. METODOLOGÍA

La metodología propuesta se basa en dos casos de estudio que demuestran la aplicación práctica de IA generativa (IAG) para optimizar la gestión documental en mantenimiento industrial, enfocándose en la generación automática de reportes a partir de documentos no estructurados. Para este artículo se propone cinco pasos a seguir como se muestra en la Figura 3.

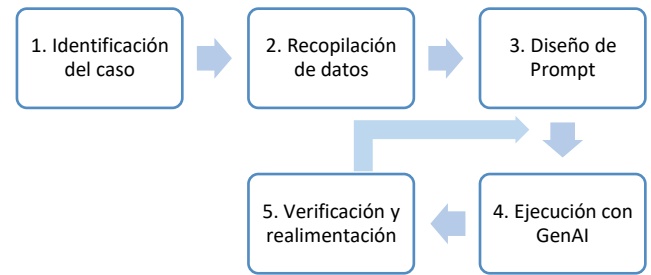


Figura 3 Metodología de trabajo para el uso de la GenAI

1. Identificación de Caso: Seleccionar actividades documentales repetitivas, como listas de verificación o cierres de órdenes de trabajo (OT), que consuman tiempo en registro, estructuración y análisis.
 - Caso 1: Reporte de checklists, cuya entrada es la lista de verificación con actividades, cumplimientos (X en "Cumple") y observaciones.
 - Caso 2: Reportes mensuales, cuya entrada son Múltiples cierres de OT con celdas como "describa lo ejecutado"
2. Recopilación de Datos: Reunir documentos fuente (checklists, formatos de OT, informes de fallas) en formatos textuales o no estructurados.
3. Diseño de Prompt: Construir instrucciones precisas que especifiquen estructura de salida (párrafos, tablas, indicadores), énfasis en hallazgos clave y referencias a archivos originales.
4. Ejecución o uso GenAI: Procesar documentos vía modelos GPT (ChatGPT 3.5 y Gemini 3 (Fast)) para extraer, sintetizar y generar reportes estructurados, integrables con CMMS/ERP.
5. Validación y Análisis: Revisar outputs para precisión técnica, trazabilidad y utilidad en confiabilidad (patrones, backlog, predictivo) y en caso que se requiera se refinan los prompts basados en retroalimentación y automatizar flujos para reportes mensuales.

V. CASO DE ESTUDIO

Se presentan dos casos de estudio orientados a identificar posibles implementaciones de la Inteligencia Artificial Generativa (GenAI) en las actividades de gestión documental realizadas por el personal técnico. El objetivo es optimizar el uso del tiempo en tareas de registro, estructuración y consulta de información, así como transformar datos operativos dispersos en información técnica útil para el análisis de procesos de confiabilidad. Estas aplicaciones permiten estandarizar la

documentación, reducir la carga administrativa del personal de mantenimiento y mejorar la trazabilidad de las intervenciones realizadas en los sistemas industriales.

Adicionalmente, la GenAI facilita la extracción de patrones, la síntesis automática de reportes técnicos y la organización del conocimiento derivado de órdenes de trabajo, listas de verificación e informes de fallas, contribuyendo a la construcción progresiva de bases de conocimiento. Estas bases pueden ser empleadas como soporte para la toma de decisiones, el mantenimiento predictivo y la mejora continua, alineándose con los principios de digitalización, analítica de datos y automatización inteligente propios de los entornos de plantas industriales [4], [6] y [11].

4.1 Generación de reportes con listas de verificación.

Las listas de verificación constituyen un componente fundamental de las hojas de ruta utilizadas para guiar la ejecución de rutinas de mantenimiento. Estas suelen presentarse en formato tipo *checklist* y describen de manera estructurada la secuencia de actividades, puntos de inspección y verificaciones técnicas que deben cumplirse durante la intervención sobre un activo (Figura 4). Su función principal es asegurar la estandarización de las tareas, reducir la variabilidad en la ejecución de los trabajos y garantizar que se cubran los aspectos críticos relacionados con seguridad, funcionamiento y condición operativa de los equipos.

Sin embargo, gran parte de la información registrada en este tipo de documentación se genera aún en formatos físicos escritos o no estructurados, lo que limita su explotación posterior. Para que estos datos puedan convertirse en insumos útiles para los procesos de confiabilidad, análisis de fallas y seguimiento del desempeño de los activos, es necesario llevar a cabo procesos de digitalización y estructuración de la información. La conversión de listas de verificación en datos digitales permite su integración con sistemas de gestión de mantenimiento (CMMS/EAM), facilita el análisis histórico, la identificación de patrones de degradación y la generación de indicadores técnicos que apoyen la toma de decisiones en entornos industriales.

En este contexto, la incorporación de herramientas basadas en IA generativa y procesamiento de lenguaje natural apoya la transformación automática de registros textuales en información estructurada, resúmenes técnicos y reportes comparativos. Esto no solo optimiza el tiempo dedicado a tareas administrativas por parte del personal técnico, sino que también fortalece la construcción de bases de conocimiento y mejora la trazabilidad de las intervenciones, elementos clave para avanzar hacia esquemas de mantenimiento centrados en confiabilidad y gestión inteligente de activos.

En este caso en específico se realiza el siguiente *Prompt*:

“Requiero un reporte de mantenimiento de dos párrafos, donde el primer párrafo se tenga todas las actividades realizadas y resaltando las que se encuentran satisfactorias con una X en la columna de cumplió, y en el segundo párrafo relacionar las observaciones que se tienen en el formato (complementar con parafraseo). El final del texto debe incluir que un texto que mencione que el detalle de las actividades se encuentra en el informe <nombre del archivo>.”

Se obtiene el siguiente reporte escrito que puede ser utilizado para el cierre de la orden de trabajo y su posterior análisis en el sistema ERP, o sistemas CMMS que tenga la organización.

“Durante la inspección visual y mantenimiento del gabinete de control ABB identificado con el tag STAP, ubicado en STAP Aguas, se ejecutaron satisfactoriamente las actividades establecidas en el formato F01/CONTROL, evidenciando cumplimiento (marcado con X en la columna “Cumple”) en la mayoría de los ítems evaluados. Entre las actividades realizadas se incluyen la verificación del estado físico del gabinete (compuertas, chasis y accesos), la confirmación de la redundancia de controladores en condición activo/redundante, la inspección de limpieza interna sin presencia de animales o residuos, la validación del sistema de ventilación y de iluminación del gabinete, la revisión de canaletas ranuradas y su correcto cierre, la identificación frontal del gabinete, el estado de las protecciones eléctricas, tarjetas I/O, carriers, marquillado del cableado estructurado, switches Hirschmann, barras de tierra y la toma de backup del sistema, la cual se realizó sin novedad.

Como resultado de la inspección, se registraron algunas observaciones que requieren atención correctiva y preventiva.

		FORMATO INSPECCIÓN VISUAL, ESTADO DE CANALETAS, LIMPIEZA DE GABINETES DE CONTROL ABB		Codigo: F01/CONTRC	
				Versión: 0	
				Fecha: 12/01/2021	
				Pág 1 de 1	
Fecha inspección: 30/12/2025					
Tag gabinete: STAP		Ubicación gabinete: STAP AGUAS			
INSPECCIÓN GABINETE					
ITEM	DESCRIPCIÓN	APLICA		CUMPLE	
		SI	NO	SI	NO
1	Estado de compuertas, acceso y chasis del gabinete	X			X
2	Gabinete libre de animales, excremento y cualquier tipo de material	X			X
3	Sistema de ventilación libre de polvo y funcional	X			X
4	Sistema de iluminación funcional con switch de apertura y cierre de gabinete	X			X
5	Estado de canaletas ranuradas con su tapa superior y sin cables en línea de vista	X			X
6	Identificación frontal (tag) de gabinete	X			X
7	Estado led's de alimentación de equipos tales como (fuentes, switch, convertidores, sistema de iluminación y ventilación, controladores)	X			X
8	Estado de protecciones eléctricas (breaker's, fusibles, entre otros)	X			X
9	Estado redundancia de controladores (activo/redundante)		X		
10	Estado tarjetas I/O (AI/AO/DI/DO/Serial)	X			X
11	Estado carrier de controladores y tarjetas I/O	X			X
12	Correcto marquillado de cableado estructurado	X			X
13	Verificación de switches Hirschman	X			X
14	Estado barras de tierra				
15					
16					
17					
18					
OBSERVACIONES					
1	Chapa frontal derecha se encuentra sin cerradura				
2	En la revisión no se evidencio presencia de roedores				
3	Una de las lamparas frontales no esta funcionando				
4	Las barras de tierras presentan sulfatación				
5	Toma de backup sin novedad				
REGISTRO FOTOGRAFICO					
RESPONSABLES DE INSPECCIÓN					

Figura 4 Lista de verificación tipo Checklist

eficiencia administrativa del área de mantenimiento, optimizar la disponibilidad del personal especializado y asegurar la generación oportuna de información relevante para la gestión y la toma de decisiones.

VI. DISCUSIÓN

De acuerdo con la organización Mckinsey (2025) [1] introducir la IA en los procesos de mantenimiento industrial se generan las siguientes ventajas de las cuales se tuvo reconocimiento en los dos casos de estudio aplicados.

- Aumenta el rendimiento y la productividad del personal menos experimentado, automatizando tareas rutinarias en el apoyo de la creación de informes.
- Mejora la salud de los repositorios documentales y mejora la gestión documental.
- Acelera la integración con otros sistemas y mejora las capacidades del personal al disminuir los tiempos muertos en el diligenciamiento de los reportes.

Siguiendo a Peñaver-Higuera [4] y White [10] tener un *prompt* correctamente diseñado, preciso y con instrucciones claras, facilita la consecución de la salida deseada. Asimismo el contexto importa, en la medida que se le brinde al LLM información detallada del mantenimiento industrial ya sea para inspección o cierre de OT el modelo de GenAI entregará mejores resultados. El abordaje de las instrucciones brindadas a los LLM debe tratarse dentro del área de ingeniería de prompts y debe utilizarse de la manera más robusta posible. La propuesta del presente trabajo queda condesada en la Figura 6:

Flujo tradicional	Flujo asistido con GenAI
Pasos del flujograma:	Pasos del flujograma:
Aviso de mantenimiento	Aviso de mantenimiento
Creación de OT	Creación de OT
Programación	Programación
Ejecución en campo	Ejecución en campo
Cierre manual de OT	Cierre asistido por GenAI
Registro tardío	Checklists estructurados
Problemas flujograma:	Beneficios flujograma IAGEN:
Texto libre	Redacción técnica estandarizada
Inconsistencias	Reducción de HH
Alto consumo de HH	Información estructurada → KPIs → Analítica
Información histórica poco explotable	→ Confiabilidad

Figura 6 Comparación del flujo tradicional de órdenes de trabajo vs flujo asistido con GenAI en Mantenimiento 4.0

Se debe utilizar los LLM y la ingeniería de *prompt* de manera responsable, toda vez que los modelos generan salidas que son probabilísticas y dependen directamente de las entradas proporcionadas. Dentro de las consideraciones clave que proponemos los autores están:

- Revisión técnica: toda generación (uso de GenAI) debe ser validada y aprobada por operadores técnicos, especialmente en informes industriales donde errores podrían derivar en consecuencias operativas no deseadas.
- Seguridad de datos: Se recomienda un uso cuidadoso de la GenAI y alienta a no hacer un uso indiscriminado con transmisión de información sensible, implementando filtros estrictos para proteger secretos industriales y ventajas competitivas de la empresa.

CONCLUSIONES

La aplicación de Inteligencia Artificial Generativa en la gestión documental de órdenes de trabajo demuestra que la automatización del procesamiento de información técnica no solo reduce la carga administrativa del personal de mantenimiento, sino que mejora significativamente la calidad, consistencia y trazabilidad de los datos históricos. Esta mejora en la estructura y disponibilidad de la información se traduce en un soporte más sólido para los procesos de análisis de fallas, evaluación de desempeño y toma de decisiones dentro del enfoque de mantenimiento centrado en confiabilidad.

El estudio evidencia que la efectividad de las soluciones basadas en LLM no depende únicamente del modelo de IA, sino del diseño estructurado de las instrucciones que guían su operación. La ingeniería de *prompts* se consolida como un elemento técnico clave, comparable a la parametrización de cualquier sistema industrial, ya que influye directamente en la precisión de los reportes, la pertinencia de los resúmenes y la utilidad de los indicadores generados. Su aplicación sistemática permite transformar a la GenAI en una herramienta confiable para la automatización de procesos documentales.

La transformación de registros no estructurados en información técnica organizada, indicadores y reportes consolidados sienta las bases para fases futuras de mayor madurez digital. La integración de chatbots basados en GenAI dentro del flujo documental de mantenimiento constituye un primer nivel de digitalización inteligente que facilita la construcción de bases de conocimiento, la detección de patrones operativos y la evolución hacia esquemas de analítica avanzada y mantenimiento predictivo, en coherencia con los principios de la Industria 4.0.

Este artículo demuestra que la Inteligencia Artificial Generativa puede aportar valor tangible al Mantenimiento 4.0 más allá de las fases tradicionalmente abordadas, al enfocarse en la optimización del cierre documental de las órdenes de trabajo, una etapa crítica pero subestimada dentro del ciclo de mantenimiento. El principal aporte del estudio radica en evidenciar que, mediante el uso especializado de GenAI y la aplicación sistemática de ingeniería de *prompts*, es posible transformar registros técnicos no estructurados en información estandarizada, coherente y trazable, reduciendo significativamente la carga administrativa del personal técnico y mejorando la calidad de los datos históricos.

Asimismo, el trabajo posiciona la gestión documental asistida por GenAI como un habilitador para la confiabilidad y la analítica de mantenimiento, al convertir la información generada en campo en insumos útiles para indicadores, análisis de tendencias y toma de decisiones. De esta manera, la propuesta presentada no solo optimiza horas hombre, sino que contribuye a cerrar la brecha entre la ejecución operativa y la gestión estratégica del mantenimiento, sentando las bases para futuras integraciones con sistemas CMMS/EAM, modelos predictivos y esquemas avanzados de mantenimiento inteligente alineados con los principios del mantenimiento 4.0.

AGRADECIMIENTOS

La autora Cardona-Román agradece parcialmente al proyecto C03-F02-014-2022 DGI/Unillanos.

VII. BIBLIOGRAFÍA

- [1] S. Farioli, D. Caliste, M. Federici y T. Steffens, «Gen AI could be the right tool for today's maintenance challenges.», McKinsey & Company, 2025.
- [2] K. Arif-Uz-Zaman, M. Cholette, L. Ma y A. Karim, «Extracting failure time data from industrial maintenance records using text mining,» *Advanced Engineering Informatics*, vol. 33, pp. 388-396, 2017.
- [3] N. Knoth, A. Tolzin, A. Janson y J. Leimeister, «AI literacy and its implications for prompt engineering strategies,» *Computers and Education: Artificial Intelligence*, vol. 6, 2024.
- [4] M. Peñalver-Higuera, L. Rodríguez-Alegre, R. López-Padilla y J. Isea-Argüelles, «Engineering prompts in industry 4.0: optimization and intelligent automation of industrial processes,» *Revista Electrónica Multidisciplinaria de Ciencias Básicas, Ingeniería y Arquitectura*, n° 12, 2025.
- [5] D. Almagor, D. Lavid, A. Nowitz y E. Vesely, *Maintenance 4.0: Implementation Handbook*, Reliabilityweb, 2020.
- [6] B. Salgado García, «Aplicaciones de la inteligencia artificial Generativa (IAG) en el contexto de la seguridad,» *Universitat Oberta de Catalunya (UOC)*, n° <https://hdl.handle.net/10609/150603>, 2024.
- [7] A. Morales Castro, X. Astudillo Miller, G. A. Alonso Silveri y Y. P. Maldonado Astudillo, «innovación organizacional con inteligencia artificial generativa: Estrategias clave y estudio de caso,» de *Aplicación de inteligencia artificial y tecnologías para la transformación digital: Pymes, desarrollo sostenible e inclusión social*, México, Fontarama, 2025, pp. 124-140.
- [8] C. A. Guzmán Solano, C. Aguilar Cruz y I. Arroyo-Fernández, «Effective Pitch Decks through User-Centered Prompts for Generative AI,» *Avances en Interacción Humano-Computadora*, vol. 9, n° 1, pp. 240-244, 2024.
- [9] J. Čelić, T. Bronzin, M. Horvat, A. Jović, A. Stipić, B. Prole, M. Maričević, I. Pavlović, K. Pap, M. Mikota y N. Jelača, «Generative AI in E-maintenance: Myth or Reality?,» University of Zagreb Faculty of Electrical Engineering and Computing, Zagreb, Croatia, 2024.
- [10] J. White, Q. Fu, S. Hays, M. Sandborn, C. Olea, H. Gilbert, A. Elnashar, J. Spencer-Smith y D. Schmidt, «A Prompt Pattern Catalog to Enhance Prompt Engineering with ChatGPT,» Vanderbilt University, Tennessee, 2023.
- [11] UNESCO, «¿Qué es la IA generativa y cómo funciona?,» de *Guía para el uso de IA generativa en educación e investigación*, Francia, Unesco, 2024, pp. 8-13.

ACERCA DE LOS AUTORES

Ramirez Mongui, J. J. Ingeniero de automatización de la universidad de la Salle, maestría en gerencia de la innovación de la universidad externado de Colombia, formación en mantenimiento con la *American Society of Mechanical Engineers* (ASME) y experiencia laboral como profesional senior en sistemas de control y comunicaciones del área de mantenimiento en procesos de producción de hidrocarburos. Miembro de la International Society of Automation (ISA) para el área de ciberseguridad y control de procesos industriales.

Cardona-Román, D.M. Investigadora y Profesora Asistente de la Universidad de los Llanos, su formación es en Ingeniería de sistemas, Maestría en ingeniería de sistemas y computación, Doctorado en Industria y Organizaciones, Estancia Posdoctoral en Gestión del Conocimiento en la Fundación Cardiovascular de Colombia. Ha trabajado como docente de pregrado en ingeniería de sistemas y en posgrado en programas como Maestría en Gestión de Tecnologías de Información con la enseñanza de cursos de Seguridad de la Información en la Universidad Nacional Abierta y a Distancia, en Maestría en Telecomunicaciones, Maestría en Ingeniería Industrial, Maestría en Ingeniería de Sistemas y Computación de la Universidad Nacional de Colombia. Actualmente, trabaja en temas de analítica de datos y es miembro del grupo de investigación en tecnologías abiertas GITECX de la Universidad de los Llanos.