

# Herramientas de optimización aplicadas a estudios de confiabilidad: estado del arte

## *Optimization tools applied to reliability studies: state of the art*

Yodaira Borroto Pentón<sup>1\*</sup>, Manuel Alejandro Caraza Morales<sup>2</sup>, Aramis Alfonso Llanes<sup>3</sup>,  
Fernando Marrero Delgado<sup>4</sup>, María Teresa de Jesús Zamora Lobato<sup>5</sup>

<sup>1</sup> Doctora en Ciencias Técnicas, Docente investigadora. Tecnológico Nacional de México, Instituto Tecnológico Superior de Misantla. División de Posgrado e Investigación. Veracruz, México. E-mail: [yborrotop@itsm.edu.mx](mailto:yborrotop@itsm.edu.mx)

<sup>2</sup> Ingeniero Industrial, estudiante de posgrado. Tecnológico Nacional de México, Instituto Tecnológico Superior de Misantla. División de Posgrado e Investigación. Veracruz, México.

E-mail: [192t0047@itsm.edu.mx](mailto:192t0047@itsm.edu.mx)

<sup>3,4</sup> Doctores en Ciencias Técnicas, Profesores Titulares. Universidad Central “Marta Abreu” de las Villas. Facultad de Ingeniería Mecánica e Industrial, Departamento Ingeniería Industrial. Villa Clara, Cuba. E-mail: [aramisll](mailto:aramisll@uclv.edu.cu) [HYPERLINK](#) "<mailto:aramisll@uclv.edu.cu>"@uclv.edu.cu; [fmarrero@uclv.edu.cu](mailto:fmarrero@uclv.edu.cu)

<sup>5</sup> Doctora en Administración, Docente investigadora. Tecnológico Nacional de México, Instituto Tecnológico Superior de Misantla. División de Posgrado e Investigación. Veracruz, México. E-mail: [teresa.zamora@iseo.edu.mx](mailto:teresa.zamora@iseo.edu.mx)

\*Autor de correspondencia: [yborrotop](mailto:yborrotop@itsm.edu.mx) [HYPERLINK](#) "<mailto:yborrotop@itsm.edu.mx>"@itsm.edu.mx

### ABSTRACT

This article presents the state of the art of the application of optimization tools such as Genetic Algorithms, Simulation, Neural Networks, Markov Chains and Bayesian Networks in the maintenance and reliability of physical assets. The bibliographic references used were extracted from a detailed search that allowed the selection of 41 empirical studies in the time horizon from 2010 to 2020, through databases, research platforms and online libraries. The analysis of the identified case studies is carried out, taking into account the variables involved in the study, the optimization tool used, and the result obtained in the analysis of the reliability of the physical assets. The benefits of the application of optimization tools are identified and it is found that maintenance costs and intervention times are present variables, which contribute to the improvement of reliability and maintenance management.

**Keywords:** Reliability; optimization; maintenance.

### RESUMEN

Este artículo presenta el estado del arte de la aplicación de herramientas de optimización como los Algoritmos Genéticos, la Simulación, las Redes Neuronales, las Cadenas de Markov y las Redes Bayesianas en el mantenimiento y la confiabilidad de activos físicos. Las referencias bibliográficas utilizadas fueron extraídas de una búsqueda detallada que permitió seleccionar 41 estudios empíricos en el horizonte de tiempo de 2010 al 2020, a

través de las bases de datos, plataformas de investigación y bibliotecas en línea. Se realiza el análisis de los casos de estudio identificados, teniendo en cuenta las variables involucradas en el estudio, la herramienta de optimización utilizada, y el resultado obtenido en el análisis de la confiabilidad de los activos físicos. Se identifican los beneficios de la aplicación de las herramientas de optimización y se constata que los costos de mantenimiento y tiempos de intervención son variables presentes, que contribuyen a la mejora de la confiabilidad y la gestión del mantenimiento.

**Palabras clave:** Confiabilidad; optimización; mantenimiento.

- **Introducción**

El mantenimiento de los activos físicos requiere de un conjunto de habilidades y conocimientos especializados cada vez mayor, dado que éste se ve influenciado directamente por el desarrollo tecnológico y el progreso en las Tecnologías de Información (TI), haciendo indispensable la colaboración de múltiples expertos en el modelado del conocimiento formal, con el objetivo de mejorar la toma de decisiones [1].

Un sistema de mantenimiento eficiente implica contar con actividades encaminadas a conservar la vida útil de los equipos en condiciones óptimas de operación para evitar la aparición de fallos imprevistos. Parte importante de esto involucra a la Confiabilidad Operacional (CO), definida como la capacidad que tiene un sistema conformado por equipos, procesos, tecnología y personal para poder cumplir con las funciones para las que ha sido creado bajo determinados límites y un contexto operacional definido [2]. Esta se encuentra integrada por cuatro componentes principales: confiabilidad de procesos [3], confiabilidad humana [4], confiabilidad de equipos [5] y mantenibilidad [6].

Los análisis de confiabilidad y la Gestión del mantenimiento, en términos generales, se ven afectados por la imprecisión en el registro de los datos, lo que se traduce en malas estimaciones de parámetros y toma de decisiones erróneas, referentes a los intervalos de reemplazo y las intervenciones correspondientes al equipamiento [7]. La presión competitiva y un mercado cada vez más demandante han generado la búsqueda de la aplicación de herramientas que posibiliten mejorar la estimación de los datos requeridos para los análisis de confiabilidad [8], así como la aplicación de metodologías novedosas para la detección y diagnóstico de fallas, para lo cual los investigadores han elaborado enfoques diversos que comprende el uso de modelos matemáticos, la inteligencia artificial y los enfoques estadísticos [9]. Se hace necesario, entonces, el uso de herramientas y estrategias que permitan la mejora de las estimaciones referentes a la delimitación de tiempos de intervención, costos de mantenimiento, tareas a desarrollar [11,12,13], componentes críticos y tasa de fallas [14], llegando a la utilización de diversos métodos y herramientas de optimización como una alternativa viable para esto.

Por ende, la optimización se puede considerar como la maximización o minimización de una función que depende de un conjunto de variables y que se encuentra sujeta a un conjunto de restricciones [15], que integra diferentes disciplinas como la matemática aplicada y las ciencias computacionales para su resolución. Estos métodos de optimización se pueden clasificar en dos grandes grupos: técnicas deterministas (donde se tienen certeza de los valores de los parámetros) y estocásticas, también llamada probabilísticas, (es decir, que incluyen una cierta incertidumbre en sus resultados) [16]. La aplicación de estos métodos ayuda a garantizar condiciones de seguridad técnica durante el funcionamiento del sistema [17].

En el presente trabajo, se muestra la contribución a la toma de decisiones satisfactorias sobre mantenimiento lograda al combinar los análisis de confiabilidad y mantenimiento de los activos físicos, con herramientas de optimización tales como: Modelación Matemática, Algoritmos Genéticos, Simulación, Redes Neuronales, Cadenas de Markov y Redes Bayesianas, herramientas estas de la inteligencia artificial.

- **Metodología**

El estudio se centra hacia las referencias para alcanzar resultados y conclusiones pertinentes relacionados con la vinculación de diversas herramientas de optimización a los estudios de confiabilidad. El horizonte de tiempo cubierto para la revisión de artículos científicos cubre el periodo entre 2010 y 2020. Para la búsqueda

bibliográfica se utilizaron las palabras clave siguientes y sus posibles combinaciones: *reliability, Reliability Centered Maintenance (RCM), genetic algorithms, simulation, neural networks, Markov chains, optimisation, mathematical modeling and Bayesian networks*.

Para esto, se realiza la consulta de investigaciones donde se vincula el uso de herramientas de optimización al análisis de confiabilidad, el proceso de búsqueda y exploración se realizó a través de las bases de datos, plataformas de investigación y bibliotecas en línea como: *Scencedirect, Taylor & Francis, Emerald, Redalyc y Scielo*. Posteriormente se realiza el análisis de los casos de estudio encontrados en el análisis de la literatura, teniendo en cuenta las variables involucradas en el estudio, la herramienta de optimización utilizada, y el resultado obtenido en el análisis de la confiabilidad de los activos físicos.

- **Consulta y análisis de la literatura**

Para el desarrollo de la consulta y análisis de la literatura, como se menciona en la sección anterior se recurrió a la consulta en diversos motores de búsqueda. En la tabla 1 se muestran las herramientas de optimización aplicadas a los estudios de confiabilidad de los activos físicos y la referencia de los trabajos correspondientes.

Tabla 1.  
Herramientas de optimización aplicadas a estudios de confiabilidad.

Herramientas de optimización	Trabajos relacionados
Modelación Matemática y Algoritmos Genéticos	[18, 11, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25]
Simulación	[3, 4, 26, 27, 28, 29, 30]
Cadenas de Markov	[31, 32, 33, 34, 35, 36]
Redes Neuronales	[14, 37, 38, 39, 40, 41, 42, 43, 44, 45]
Redes Bayesianas	[9, 10, 12, 13, 45, 46, 48, 49, 50]

Fuente: Los autores.

En diversas investigaciones se han presentado casos donde se utiliza la modelación matemática aplicada al mantenimiento y análisis de confiabilidad. La aplicación de la programación lineal entera para la selección de estrategias de mantenimiento, es un caso donde se usan las herramientas de la modelación matemática vinculadas a la confiabilidad, permitiendo realizar la asignación de recursos monetarios para cada estrategia de mantenimiento, en equipos de la industria de producción de papel, al aplicar el Mantenimiento Centrado en la Confiabilidad (MCC) [18]; se muestra en este artículo una revisión de literatura del uso de métodos de decisión multicriterios, aplicados para la selección de las mejores estrategias de mantenimiento en función de criterios tales como: costo de mantenimiento, seguridad, riesgo del equipo, viabilidad y número o nivel de prioridad de riesgo como los más significativos.

La aplicación de la programación lineal en enteros mixtos, para minimizar la tardanza y costos de mantenimiento [11], también es usada permitiendo modelar y optimizar un problema de programación de flujo de taller, integrado con actividades de mantenimiento múltiples en una programación entera mixta con variables de entrada que involucran a los costos de la indisponibilidad y de las actividades concernientes al mantenimiento, optimizado mediante un algoritmo genético basado en el límite inferior (LBGA), en el que los parámetros del algoritmo son primero probados a través de un experimento factorial para identificar los parámetros estadísticamente significativos. El LBGA autoajusta estos parámetros para mejorar su rendimiento basándose en la brecha de solución desde el límite inferior. El algoritmo genético tiene en cuenta el número de máquinas en el taller y los niveles de mantenimiento que se aplican a cada una de ellas en función de la estrategia de mantenimiento asignada. Para generar el límite inferior se construye una función objetivo que consiste en minimizar los costos de mantenimiento y de tardanza. Se propone el algoritmo genético para el problema presentado mediante el uso de un diseño experimental para identificar los parámetros significativos del algoritmo y luego ajustar esos parámetros en función de los límites inferiores identificados. Los Algoritmos Genéticos se han aplicado a diferentes áreas de investigación, incluyendo varias aplicaciones en la programación de máquinas; se han utilizado también para resolver la programación integrada de producción y mantenimiento de una sola máquina [11].

Por su parte, Hameed y colaboradores consideran la confiabilidad y los costos del mantenimiento, objetivos en conflicto. Desarrollan un modelo de apoyo a la toma de decisiones para el mantenimiento basado

en riesgo en una planta de gas natural licuado, donde integran algoritmos genéticos y simulación, para optimizar la programación del mantenimiento, considerando minimizar costos y maximizar confiabilidad [19]. La herramienta de apoyo a la toma de decisiones aborda un modelo de optimización combinatoria no lineal que utiliza algoritmo genético para la programación del mantenimiento. El enfoque propuesto basado en la simulación presentado en el estudio, proporciona cronogramas viables para las actividades de inspección, mantenimiento y reemplazo para lograr el rendimiento de la confiabilidad del sistema y la optimización de costos. En general, la metodología utilizada ayuda a desarrollar una planificación eficaz de la utilización de recursos. El modelo óptimo de Pareto que se desarrolla, proporciona flexibilidad para ingenieros y planificadores para desarrollar programas de mantenimiento considerando diferentes objetivos en conflicto.

Mejorar las técnicas existentes o desarrollar un nuevo procedimiento de optimización sigue siendo una tarea de investigación interesante. Una forma de poder generar esa optimización en la modelación matemática es a partir de los Algoritmos Genéticos como se ha visto en casos anteriores. Los algoritmos genéticos son metaheurísticas que tienen como objetivo emular el proceso de selección natural. Ellos utilizan una población de cromosomas para representar posibles soluciones a un problema, con cada cromosoma que consiste en un conjunto de genes que describen la solución. Para crear una nueva generación de cromosomas, los cromosomas de la generación actual son aleatoriamente combinados en proporción a su aptitud.

En el caso del sector minero, donde el costo del mantenimiento representa entre el 30 al 60% de los costos operativos de una mina, es de vital importancia garantizar la programación de las actividades semanales de mantenimiento. La combinación de la programación lineal de enteros mixtos y los algoritmos genéticos, permiten, teniendo en cuenta la disponibilidad de equipos, la disponibilidad del personal de mantenimiento y las actividades de mantenimiento a realizar, generar un programa semanal de mantenimiento con el objetivo de minimizar los costos de mantenimiento, garantizando confiabilidad del equipamiento [20].

Juegan también un papel importante en la modelación de condiciones de operación, tal es el caso de la aplicación de un algoritmo genético para modelar el funcionamiento de una hidroeléctrica, mediante la modelación de sus parámetros de yacimiento, flujo de entrada, altura de generación, generación de energía, nivel de agua y coeficiente de planta. En estos modelos de optimización las funciones objetivas se formulan maximizando la eficiencia (corriente), la capacidad de supervivencia y la sostenibilidad, teniendo en cuenta criterios económicos, sociales y medioambientales [21] para lograr una toma de decisiones sostenible.

Minimizar los costos totales, mientras se mantiene un nivel definido de disponibilidad y confiabilidad sigue siendo uno de los propósitos de la aplicación de esta herramienta, se propone en una fábrica de cloruro de sodio, un modelo matemático de programación binaria entera no lineal y se adopta el Algoritmo genético para resolver el modelo, capaz de obtener una solución muy buena para la programación de mantenimiento. Restricciones de disponibilidad, confiabilidad y de recursos, mano de obra y repuesto, son requeridas. Los costos totales de mantenimiento tienen en cuenta los costos de fallas no planificadas, costos de reparación/reemplazo y los costos de tiempo de inactividad planificada [22].

Los algoritmos genéticos se emplean ampliamente para resolver problemas de producción y mantenimiento, un modelo para minimizar los costos para la planificación de la producción y el mantenimiento es propuesto, teniendo en cuenta restricciones de calidad del proceso, dígase, la operación del proceso normal (con el porcentaje de defectuoso especificado) y fuera de control. Para la obtención del modelo matemático que minimiza los costos totales, es determinante establecer los niveles de producción, la capacidad de producción y el presupuesto de mantenimiento. Como métodos de solución se emplea el algoritmo genético y el algoritmo de búsqueda tabú, siendo una heurística exitosa que se basa en la evaluación de puntos vecinos y repetidamente se mueve desde el punto actual a la mejor solución no tabú hasta que se cumple una condición de parada. El problema se modela como un programa no lineal y se discuten sus diversas particularidades. Además, se proponen dos métodos metaheurísticos (un algoritmo genético y una búsqueda tabú), así como un enfoque de solución no integrado [23]. El diseño de una red de comunicación confiable es un problema de optimización conocido para producir una red con la máxima confiabilidad. La integración de los algoritmos genéticos con el método de Branch and Bound [24], es otro caso de aplicación de esta herramienta.

Se ha comprobado, que cuando la planificación de la producción toma en cuenta al mantenimiento se obtienen mejores rendimientos para el sistema. Aunado a los costos de mantenimiento se han utilizado los índices de indisponibilidad y probabilidades de fallo como entrada para la formulación de modelos multiobjetivo [25].

No solo la programación multiobjetivo y los Algoritmos Genéticos son alternativas que permiten mejorar la confiabilidad y contribuir a las actividades que involucran al mantenimiento; en épocas recientes, la Simulación, también ha sido utilizada como una herramienta complementaria para la realización de

estudios de confiabilidad, por ejemplo, mediante la Simulación Monte Carlo se logran detectar intervalos de intervención de mantenimiento óptimos [4], además de determinar parámetros de operación, teniendo en cuenta pequeñas muestras de fallos y múltiples modos de fallo en presencia de incertidumbre, buscando mapear la superficie de respuesta de la confiabilidad del sistema [26]. Otras aplicaciones, han permitido maximizar la confiabilidad del tiempo de viaje de una red de transporte, mediante la resolución de un problema dinámico de fijación de precios por congestión, a través de la optimización basada en simulación (SBO) [27] o bien utilizar a la Simulación como una herramienta para evaluar la confiabilidad estructural de soporte de turbinas eólicas marinas, la distribución de fallas generando sus predicciones [28] e incluso permiten modelar los riesgos involucrados con el factor humano [3].

Hoy día, la Simulación se explota cada vez más en una gran variedad de dominios de aplicación, aunque aún no en su totalidad [29]; sin embargo, las actuales plataformas de simulación virtual proporcionan diversas herramientas que permiten la generación de procesos no inmersivos en mantenimiento, adoptándose para análisis, presentación, demostración y verificación del proceso, con el correspondiente ahorro de tiempo en la realización de las actividades de mantenimiento [30]. Este tipo de estudios, tiene como limitante el tiempo, debido a las complicadas operaciones humanas y a las relaciones lógicas involucradas en los procesos, por lo que la Simulación aún mantiene un campo de oportunidad para optimizarse.

Otra técnica utilizada son las Cadenas de Markov, estas permiten optimizar los procesos de mantenimiento, minimizando el costo total esperado, incluidos los costos de inspección y mantenimiento. Los sistemas se deterioran a un ritmo más rápido a medida que envejecen y la ejecución de las políticas de mantenimiento correctas son fundamentales. Para definir las políticas óptimas de mantenimiento se utilizan decisiones de Markov de horizonte finito, teniendo en cuenta el tiempo transcurrido desde la última intervención de mantenimiento, el nivel de la última intervención realizada y la antigüedad de los activos físicos [31]. También se aprovecha el enfoque tradicional probabilístico de nacimiento-muerte de los modelos markovianos utilizando un enfoque probabilístico para analizar el rendimiento de un sistema (planta de energía); realizando estudios de confiabilidad y disponibilidad de la planta [32].

Los procesos de decisión de Markov de tiempo continuo son usados para la verificación probabilística de modelos que permiten analizar la confiabilidad de fallas en un sistema multiestado, obteniéndose resultados flexibles y efectivos en lo que respecta a los tiempos de fallo [33]. En otros casos, se utilizan estas cadenas como un modelo de predicción para intervalos de intervención, ayudando a reducir la tasa de deterioro y el costo total operativo, en instalaciones tan importantes como son las estructuras costa afuera, donde las consecuencias de las fallas pueden provocar un impacto ambiental negativo, pérdidas de vidas humanas, efectos catastróficos y hasta el colapso de la estructura [34]. El modelo estocástico de la cadena de Markov es más flexible y capaz de cuantificar las incertidumbres asociadas con el proceso de deterioro que el modelo de enfoque determinístico comúnmente usado para predecir las condiciones de salud costa afuera. Algunos modelos, incluso, permiten la inclusión de variables ambientales para la planificación de activos [35]. Para este propósito, las actividades de mantenimiento se representan como un proceso de decisión semi-Markov y se obtienen series de tiempo ambientales, permitiendo encontrar el conjunto óptimo de decisiones y los planes de mantenimiento correspondientes, incluidos los costos de reposición y las pérdidas de ingresos para instalaciones donde la incertidumbre de las operaciones está presente. Además, este tipo de estudios ha llegado a evidenciar la necesidad de inspecciones y reemplazos [36], dando paso a formular nuevas políticas de mantenimiento que aseguren la disponibilidad a largo plazo, identificando los factores de mayor incidencia que provocan la aparición de un fallo.

En los enfoques modernos, para mejorar eficazmente la tolerancia a fallas, un requisito básico es realizar un análisis de confiabilidad orientado a identificar componentes cruciales y lograr, de esta forma, predecir comportamientos que conducen a un fallo. Una herramienta de gran utilidad para ello han sido las Redes Neuronales [37, 38], con la que se elevan los índices de confiabilidad y disponibilidad, y se reduce el impacto económico a través de la prevención de los eventos de fallo [39]. Se propone el uso de una red neuronal para la predicción de parámetros en un proceso de mecanizado para evitar las vibraciones en el proceso, obteniendo de esta manera un modelo de predicción confiable de los parámetros estudiados [37]; así como para la evaluación de la fiabilidad de redes de sensores inalámbricos que permiten monitorear, supervisar, controlar y gestionar una amplia gama de condiciones [38].

En la mayoría de las ocasiones se incluye a la economía como variable de entrada, representada por los costos que involucran al mantenimiento, las operaciones y la confiabilidad, que junto a la tasa de fallas permiten la construcción de una red neuronal difusa. Como resultados de esta aplicación se prevén el costo de mantenimiento y las tasas de falla para un período de tiempo dado y se proporcionan decisiones óptimas de mantenimiento [14]. Las combinaciones de las redes neuronales artificiales con los algoritmos genéticos

permiten evaluar la confiabilidad sísmica de redes estructurales, evitando fallas en los componentes estructurales, incrementándose el uso de estas herramientas en el dominio de la Ingeniería Civil [40]. La planificación óptima de la renovación de redes de distribución de agua, infraestructura clave para el suministro de este vital líquido a las comunidades se ve beneficiada, al desarrollarse un modelo mediante la combinación de redes neuronales artificiales y el algoritmo de colonias de hormigas, con el cual se minimizan los costos operativos y se maximiza la confiabilidad de esta red durante su ciclo de vida [41]. La combinación de las redes neuronales con lógica difusa se propone de apoyo a la toma de decisiones en la gestión del mantenimiento a interruptores de potencia [42].

Otras aplicaciones del uso de las redes neuronales y los algoritmos genéticos, han proporcionado la predicción oportuna de accidentes causados por la reparación y el mantenimiento en refinerías de petróleo, clasificando los principales factores que afectan la ocurrencia de estos en seis categorías: características externas, internas, ejecutivas, conductuales, situacionales, laborales, tipo de accidente, la predicción del tipo de consecuencia y la densidad de población; y que son considerados como variables de entrada en modelos con ese tipo de objetivo [43]. Se revisa un artículo que proponen evaluar la confiabilidad de los sistemas de fabricación multiestados basado en una red de tareas de estados extendidos, teniendo en cuenta los datos de calidad operativa considerando la calidad del trabajo en proceso. El sistema de fabricación propuesto tiene en cuenta, además, la relación entre la ejecución de la tarea de producción, el estado de desgaste del equipamiento y la calidad del producto obtenido [44]. Así mismo, las Redes Neuronales han tenido gran aplicación en el campo de la detección de errores hombre-máquina [45]. Cuando se trata de estructuras de modelos de decisiones muy grandes y complejas, se procura centrarse en los parámetros y valores en condiciones de certeza que asumen los criterios de decisión.

Una herramienta que se encuentra dentro de la familia de la Inteligencia Artificial, son las Redes Bayesianas (BN, por sus siglas en inglés). Estos modelos poseen diferentes aplicaciones para diagnóstico, clasificación y toma de decisiones, brindando información relevante en cuanto a cómo se relacionan las variables en estudio [46]. Contribuyen a la mejora de la modelización, cuantificación y análisis de la confiabilidad humana teniendo en cuenta factores del desempeño que incluyen la complejidad, el estrés, la experiencia, el entrenamiento, los procedimientos de trabajo, la ergonomía y factores relacionados con el equipo, como los más significativos [45]. El intervalo P-F, falla potencial – falla funcional, se implementa como una red bayesiana dinámica permitiendo mejorar la confiabilidad de los activos físicos [46]. El intervalo P-F, definirá con qué frecuencia deben realizarse las tareas a condición al activo. Si queremos detectar la falla potencial antes de que se convierta en falla funcional, el intervalo entre revisiones debe ser menor al intervalo P-F [47]. El deterioro de los equipos de fabricación y activos en general se ve afectado, además, por las actividades de mantenimiento que se realicen, las observación y seguimiento de las fallas, las condiciones de operación, a fin de cuentas, el contexto operacional en el cual se encuentren.

Diversos trabajos señalan a las Redes Bayesianas como una herramienta que permite integrar conocimientos de carácter cualitativo cuando se tiene insuficiencia de datos [48] y cuando existe una complejidad elevada del sistema, permitiendo la asignación de probabilidades condicionales de ocurrencia para cada estado de la red [49]; sin embargo, al considerar este conocimiento cualitativo, basado en expertos, proporciona una desviación de datos, cuya amplitud dependerá de la experiencia de los involucrados en el estudio y del conocimiento del sistema, ejemplo de este tipo de casos es la aplicación de la metodología conocida como Detección y Diagnóstico de Fallas (FDD, por sus siglas en inglés), basada en el conocimiento y experiencias del proceso, generando un 80% de éxito en la identificación y diagnóstico de fallos [9]. Además, estos modelos permiten identificar componentes críticos previo a su falla, no considerados inicialmente en la planificación del mantenimiento.

Otros trabajos presentan modelos que buscan disipar las incertidumbres operativas en cuanto a los accidentes causados por la relación hombre-máquina, incluyendo factores humanos y organizativos e indicadores de rendimiento [50], o bien presentan un enfoque cuantitativo buscando establecer interdependencias causales y el razonamiento en condiciones de riesgo en los procesos, provocados por fallas humanas y organizacionales, que dan lugar a accidentes [10]. Las actividades referentes al mantenimiento implican un punto vital, sobre todo en las últimas décadas, enfrentando dos barreras importantes, una, los altos costos que la mala gestión trae consigo, y la otra, los tiempos prolongados de inactividad. Ante este problema de estimaciones insuficientes y excesivas, para el intervalo del tiempo de mantenimiento, se encuentra en las Redes Bayesianas una opción para ajustar esos intervalos de tiempo y sus probabilidades asociadas [12], siendo además una herramienta resiliente y con gran capacidad de adaptación [17].

- **Resultados y discusión**

El 18% de los artículos presentados en esta investigación corresponden a trabajos relacionados con la Modelación Matemática y los Algoritmos Genéticos, la Simulación cuenta con un 14% de la literatura consultada, las Cadenas de Markov participan con un 12%, las Redes Neuronales con un 20%, y finalmente las Redes Bayesianas con un 18%. Así mismo, las áreas de aplicación donde se desarrollaron estas investigaciones abarcan estudios vinculados al sector productivo donde la confiabilidad de redes, sistemas, componentes, activos físicos, es vital; dígase plantas de producción de energía eléctrica, plantas de gas licuado, refinería de petróleo, minas, redes y componentes electrónicos, redes de comunicación, redes de distribución de agua y la ingeniería estructural.

Mediante el análisis de las referencias presentadas en esta investigación se logran identificar los beneficios que proporciona la aplicación de los análisis de confiabilidad de conjunto con herramientas de optimización presentadas, tales como:

- Al combinar el análisis de confiabilidad con herramientas de optimización, se logra tener una mejor capacidad de predicción en cuanto a tiempos de mantenimiento, tipos de intervenciones a realizar a los activos físicos, políticas de mantenimiento a aplicar.
- Se logra minimizar el impacto económico que involucra las intervenciones de mantenimiento, incluyendo los costos de indisponibilidad.
- El intervalo de intervención de mantenimiento, los tiempos y los costos asociados al mismo, son las principales variables que se emplean dentro de los trabajos consultados.
- Se optimiza la confiabilidad, la disponibilidad de los activos físicos, se garantiza la calidad en las producciones, detección temprana de fallas potenciales, asignación de políticas de mantenimiento acertadas y efectivas, así como la reducción del tiempo de procesamiento y análisis de datos en los procesos.

#### • Conclusiones

- La revisión realizada permite percatarse de los beneficios que trae consigo la aplicación de los análisis de confiabilidad junto a las herramientas de optimización presentadas; así mismo, posibilita identificar los aspectos de mayor fortaleza de cada herramienta de acuerdo con el objetivo que se persiga, además de las variables de entrada que se utilizan con mayor frecuencia en este tipo de modelos.
- La Modelación Matemática multiobjetivo, aunada a la aplicación de Algoritmos Genéticos permiten obtener resultados positivos en cuanto a la reducción de los costos operativos y de mantenimiento.
- Los Algoritmos Genéticos permiten modelar las condiciones de operación, minimizar los costos totales de mantenimiento y la oportuna detección de averías a niveles preestablecidos de confiabilidad y disponibilidad.
- Las Cadenas de Markov demuestran ser modelos óptimos de decisión con respecto a la estimación de tiempos de intervención.
- La Simulación resulta importante en la determinación de los intervalos de intervención de mantenimiento, y en los estudios de distribución de fallas para su predicción y contribución a alargar la vida útil económica de los activos físicos; sin embargo, requiere de una suficiencia de datos para poder utilizarse.
- Las Redes Neuronales establecen relaciones de manera gráfica, permitiendo mejorar los tiempos de intervención previo al fallo del activo físico y la confiabilidad.
- Las Redes Bayesianas presentan la ventaja de modelar eventos de tipo cuantitativo-cualitativo y son ideales para establecer la causalidad en estudios de confiabilidad.
- Conforme a lo presentado a lo largo de esta investigación se demuestra que la relación entre las herramientas de optimización utilizadas, los análisis de confiabilidad y el mantenimiento en general permiten obtener resultados satisfactorios, sobre todo en lo que refiere a la reducción de costos del mantenimiento y la mejora de la confiabilidad.

#### Referencias

- P. A. Potes Ruíz, B. Kamsu-Foguem, B. and D. Noyes. "Knowledge reuse integrating the collaboration from experts in industrial maintenance management". Knowledge-Based Systems. Vol. 50, N° 1, pp. 171-186. 2013. DOI: 10.1016/j.knosys.2013.06.005.

- G. L. Liao. "Production and maintenance strategy for a high-reliability imperfect process with free-repair warranty". *International Journal of Systems Science: Operations & Logistics*. Vol. 5, N° 1, pp. 87-98. 2016.
- H. Soltanali, A. Rohani, M. Tabasizadeh, M. H. Abbaspour-Far and A. Parida. "Operational reliability evaluation-based maintenance planning for automotive production line". *Quality Technology & Quantitative Management*. Vol. 17, N° 2, pp. 186-202. 2019. ISSN 1684-3703. DOI:10.1080/16843703.2019.1567664.
- R. Zhang and H. Tan. "Decision-supporting models for human-reliability based safety promotion in offshore Liquid Natural Gas terminal". *Safety and Reliability*. Vol. 38, N° 1-2, pp. 83-98. 2019. DOI: [10.1080/09617353.2019.1569419](https://doi.org/10.1080/09617353.2019.1569419).
- W. Wu, Y. Tang, M. Yu, Y. Jiang and H. Liu. "Reliability analysis of a k-out-of-n: G system with general repair times and replaceable repair equipment". *Quality Technology & Quantitative Management*. Vol. 15, N° 2, pp. 274-300. 2016. DOI: 10.1080/16843703.2016.1226712.
- A. K. Agrawal, V. Murthy and S. Chattopadhyaya. "Investigations into reliability, maintainability and availability of tunnel boring machine operating in mixed ground condition using Markov chains". *Engineering Failure Analysis*. Vol. 105, N° 1, pp. 477-489. 2019. ISSN: 1350-6307.
- D. Bueno Spindola, L. Fumagalli, M. Garetti, C. Pereira, S. Botelho and R. Ventura Henriques "A model-based approach for data integration to improve maintenance". *Computers in Industry*. Vol. 64 N° 1, pp. 376-391. 2013. ISSN: 0166-3615.
- J. G. Ardila Marín, M. I. Ardila Marín, G. D. Rodríguez Gaviria y D. A. Hincapié Zuluaga. "La gerencia del mantenimiento: una revisión". *Dimensión Empresarial*. Vol. 14, N° 2, pp. 127-142. 2016. Fecha de consulta: 08 de junio de 2020. URL: <https://www.researchgate.net/publication/307556164>.
- M. Galagedarage Don and F. Khan. "Dynamic process fault detection and diagnosis based on a combined approach of hidden Markov and Bayesian network model". *Chemical Engineering Science*. Vol. 201, N°1, pp. 82-96. 2019. Fecha de consulta: 04 de junio de 2020. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S000925091930154X>.
- A. Rostamadabi, M. Jahangiri, E. Zarei, M. Kamalinia, S. Banae and M. R. Samaei. "A Novel Fuzzy Bayesian Network-HFACS (FBN-HFACS) Model for Analyzing Human and Organizational Factors (HOFs) in Process Accidents". *Process Safety and Environmental Protection*. Vol. 132, pp. 59-72. 2019. Fecha de consulta: 14 de junio de 2020. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0957582019306007>.
- A. J. Yu, A. and J. Seif. "Minimizing tardiness and maintenance costs in flow shop scheduling by a lower bound- based GA". *Computers & Industrial Engineering*. Vol. 97, pp. 26-40. 2016. Fecha de consulta: 08 de junio de 2020. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0360835216300973>.
- L. Leoni, A. Toroody, F. De Carlo and N. Paltrinieri. "Developing a risk-based maintenance model for a Natural Gas Regulating and Metering Station using Bayesian Network". *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*. Vol. 57, pp. 17-24. 2018. Fecha de consulta: 15 de junio de 2020. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0950423018306478>.
- N. U. I. Hossain, F. Nur, S. Hosseini, R. Jaradat, M. Maruffuzzaman and S. M Puryear. "A Bayesian network based approach for modeling and assessing resilience: A case study of a full service deep water port". *Reliability Engineering and System Safety*. Vol. 189, pp. 378-396. 2019. Fecha de consulta: 14 de junio de 2020. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0951832018310718>.
- B. Zhao, S. Chen, Y. Wang, Y. and J. Li. "Maintenance decision methodology of petrochemical plant based on fuzzy curvelet neural network". *Applied Soft Computing*. Vol. 69, pp. 203-212. 2018. Fecha de consulta: 15 de junio de 2020. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1568494618302345>.
- J. J. Ródenas, G. Bugada, J. Abelda, J., E. Oñate and E. Nadal. "Sobre la necesidad de controlar el error de discretización de elementos finitos en optimización de forma estructural con algoritmos evolutivos". *Revista Internacional de Métodos Numéricos para Cálculo y Diseño de la Ingeniería*. Vol. 28, N°1, p. 1-11. 2012. Fecha de consulta: 16 de junio de 2020. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0213131511000393>.
- J. A. Fernández-Vargas y A. Bonilla- Petriciolet. "Desarrollo de un algoritmo de optimización global en colonias de hormigas con selección de región factible para espacios continuos". *Revista Internacional de Métodos Numéricos para Cálculo y Diseño de la Ingeniería*. Vol. 30, N°. 3, pp. 178-187. Fecha de

consulta: 15 de junio de 2020. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S021313151300045X#bib0010>.

- J. Tello-Maita y A. Marulanda-Guerra. "Modelo de optimización para sistemas de potencia en la evolución hacia redes inteligentes". DYNA. Vol. 84, N° 202, pp. 102-111. Fecha de consulta: 15 de junio de 2020. URL: <http://www.scielo.org.co/pdf/dyna/v84n202/0012-7353-dyna-84-202-00102.pdf>.
- M. Braglia, D. Castellano and M. Frosolini "An integer linear programming approach to maintenance strategies selection". International Journal of Quality & Reliability Management. Vol. 30, N° 9, pp. 991-1016. 2013. Fecha de consulta: 04 de junio de 2020. URL: [https://www.emerald.com/insight/content/doi/](https://www.emerald.com/insight/content/doi/https://www.emerald.com/insight/content/%20doi/10.1108/IJQRM-05-2012-0059/full/html) [HYPERLINK "https://www.emerald.com/insight/content/%20doi/10.1108/IJQRM-05-2012-0059/full/html"](https://www.emerald.com/insight/content/%20doi/10.1108/IJQRM-05-2012-0059/full/html) [HYPERLINK "https://www.emerald.com/insight/content/%20doi/10.1108/IJQRM-05-2012-0059/full/html"](https://www.emerald.com/insight/content/%20doi/10.1108/IJQRM-05-2012-0059/full/html) [10.1108/IJQRM-05-2012-0059/full/html](https://www.emerald.com/insight/content/%20doi/10.1108/IJQRM-05-2012-0059/full/html).
- A. Hameed, S. A. Raza, Q. Ahmed, F. Kam and S. Ahmed. "Decision support tool for bi-objective risk-based maintenance scheduling of an LNG gas sweetening unit". Journal of Quality in Maintenance Engineering. Vol. 25, N° 1, p. 65-89. 2019. Fecha de consulta: 05 de junio de 2020. URL: <https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/JQME-04-2017-0027/full/html>.
- W. A. Palmer, R. Vujanic, A. J. Hill and S. J. Scgeding. "Weekly maintenance scheduling using exact and genetic methods". Mining Technology. Vol. 126, N° 4, pp. 200-208. 2017. Fecha de consulta: 15 de junio de 2020. URL: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/14749009.2017.1300116?journalCode=ytm20>.
- D. O. Olukani, T. A. Adejumo, A. W. Salami and A. A. Adedeji. "Optimization-based reliability of a multipurpose reservoir by Genetic Algorithms: Jebba Hydropower Dam, Nigeria". Cogent Engineering. Vol. 5, N° 1, pp. 1- 11. 2018. Fecha de consulta: 14 de junio de 2020. URL: <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/23311916.2018.1438740>.
- G. Kamel, M. Fahmy Aly, A. Mohib and I. H. Afefy. "Optimization of a multilevel integrated preventive maintenance scheduling mathematical model using genetic algorithm". International Journal of management science and Engineering Management. 2020. Fecha de consulta: 05 de junio de 2020. URL: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/17509653.2020.1726834>.
- H. B. Fakher, M. Nourelfath and M. Gendreau. "A cost minimisation model for joint production and maintenance planning under quality constraints". International Journal of Production Research. Vol. 55, N° 8, pp. 2163-2176. 2017. Fecha de consulta: 15 de junio de 2020. URL: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00207543.2016.1201605?journalCode=tprs20>.
- O. Ozkan, M. Ermis, M. and I. Bekmezci. "Reliable communication network design: The hybridisation of metaheuristics with the branch and bound method". Journal of the Operational Research Society. Vol. 71, N° 5, pp. 784-799. 2019. Fecha de consulta: 08 de junio de 2020. URL: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/01605682.2019.1582587?journalCode=tjor20>.
- A. P. Alves da Silva, C. Ducharme and V. H. Ferreira. "Transformer Fleet Optimal Maintenance with Risk Considerations". Electric Power Components and Systems. Vol. 47, N° 16-17, pp. 1551-1561. Fecha de consulta: 15 de junio de 2020. URL: <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/15325008.2019.1661546>.
- T. P. Talafuse and E. A. Pohl. "Small sample reliability growth modeling using a grey systems model". Quality Engineering. Vol. 29, N° 3, pp. 455-467. 2017. Fecha de consulta: 05 de junio de 2020. URL: <http://dx.doi.org/10.1080/08982112.2017.1318920>.
- X. Chen, L. Zhang, X. He, C. Xiong and Z. Zhu. "Simulation-based pricing optimization for improving network-wide travel time reliability". Transportmetrica A: Transport Science. Vol. 14, N° 1-2, pp. 155-176. 2018. Fecha de consulta: 15 de junio de 2020. URL: <http://dx.doi.org/10.1080/23249935.2017.1379038>.
- A. Morató, S. Sriramula and N. Krishnan. "Kriging models for aero-elastic simulations and reliability analysis of offshore wind turbine support structures". Ships and Offshore Structures. Vol. 14, N°6, pp. 545-558. 2019. Fecha de consulta: 13 de junio de 2020]. Disponible en: <https://doi.org/10.1080/17445302.2018.1522738>.
- A. Falcone, A. Garro, S. J. E. Taylor, A. Anagnostou, N. R. Chaudhry and O. Salah. "Experiences in simplifying distributed simulation: The HLA development kit framework". Journal of Simulation. Vol. 11, N°1, pp. 208-227. 2017. Fecha de consulta: 13 de junio de 2020. URL: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1057/s41273-016-0039-4>.

- J. Geng, X. Peng, Y. Li, C. Lv, Z. Wang and D. Zhou "A semi-automatic approach to implement rapid non-immersive virtual maintenance simulation". *Assembly Automation*. Vol. 38, N° 3, pp. 291-302. 2018. Fecha de consulta: 14 de junio de 2020. URL: <https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/AA-07-2017-079/full/html>.
- Y. Shi, Y. Xiang and M. Li. "Optimal maintenance policies for multi-level preventive maintenance with complex effects". *IISE Transactions*. Vol. 51, N° 9, pp. 999-1011. 2019. doi: 10.1080/24725854.2018.1532135 .
- S. Gupta. "Stochastic modelling and availability analysis of a critical engineering system". *International Journal of Quality & Reliability Management*. Vol. 36, N° 5, pp. 782-796. 2019. Fecha de consulta: 15 de junio de 2020. URL: <https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/ijqrm-07-2018-0167/full/html>.
- R. Wang, Z. Tang, J. Gao, Z. Gao and Z. Wang. "Probabilistic model-checking based reliability analysis for failure correlation of multi-state systems". *Quality Engineering*. Vol. 32, N° 5, pp. 566-582. 2020. Fecha de consulta: 09 de junio de 2020. URL: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/08982112.2019.1692139?journalCode=lqen20>.
- Y. Zhang, C. W. Kim and K. F. Tee. "Maintenance management of offshore structures using Markov process model with random transition probabilities". *Structure and Infrastructure Engineering*. Vol. 13, N° 8, pp. 1068-1080. 2017. Fecha de consulta: 05 de junio de 2020. URL: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/15732479.2016.1236393>.
- R. De Nie, G. Leontaris, D. Hoogendoorn and A. R. M. Wolfert. "Offshore infrastructure planning using a vine copula approach for environmental conditions: an application for replacement maintenance of tidal energy infrastructure". *Structure and Infrastructure Engineering*. Vol. 15, N° 5, pp. 600-617. 2019. Fecha de consulta: 05 de junio de 2020. URL: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/15732479.2018.1558268>.
- S. Mahmoodi, S. Ranjkesh and Y. Zhao. "Condition-based maintenance policies for a multi-unit deteriorating system subject to shocks in a semi-Markov operating environment". *Quality Engineering*. Vol. 32, N° 3, pp. 286-297. 2020. Fecha de consulta: 09 de junio de 2020. URL: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/08982112.2020.1731754?journalCode=lqen20>.
- C. Deng, J. Miao, Y. Ma, B. Wei and Y. Feng. "Reliability analysis of chatter stability for milling process system with uncertainties based on neural network and fourth moment method". *International Journal of Production Research*. Vol. 58, N° 9, pp. 2732-2750. 2019. Fecha de consulta: 11 de junio de 2020. URL: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00207543.2019.1636327> HYPERLINK  
"https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00207543.2019.1636327" HYPERLINK  
"https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00207543.2019.1636327"doi/abs/10.1080/00207543.2019.1636327.
- R. Kassan, E. Chatelet, and J. Soukieh. "Reliability assessment of photovoltaic wireless sensor networks for forest fire propagation detection". *International Journal of Modelling and Simulation*. Vol. 38, N° 1, pp. 50-65. 2018. Fecha de consulta: 05 de junio de 2020. URL: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/02286203.2017.1393857>.
- F. Bistouni and M. Jahanshahi. "Determining the reliability importance of switching elements in the shuffle-exchange networks". *International Journal of Parallel, Emergent and Distributed*. Vol. 34, N° 4, pp. 448-476. 2018. Fecha de consulta: 05 de junio de 2020. URL: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/17445760.2018.1496434>.
- P. G. Asteris, S. Nozhati, M. Nikoo, L. Kalaveri and M. Nikoo. "Krill herd algorithm-based neural network in structural seismic reliability evaluation". *Mechanics of Advanced Materials and Structures*. Vol. 26, N° 13, pp.1146-1153. 2019. Fecha de consulta: 14 de junio de 2020. URL: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/15376494.2018.1430874> HYPERLINK  
"https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/15376494.2018.1430874" HYPERLINK  
"https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/15376494.2018.1430874"10.1080/15376494.2018.1430874.
- M. Dini and M. Tabesh. "Optimal renovation planning of water distribution networks considering hydraulic and quality reliability indices". *Urban Water Journal*. Vol. 16, N° 4, pp. 249-258. 2019. Fecha de consulta: 15 de junio de 2020. URL: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/1573062X.2019.1669185?journalCode=nurw20>.

- I. Gongres Torné, S. Lajes Choy y A. del Castillo Serpa. "Gestión del mantenimiento a interruptores de potencia. Estado del arte. Ingeniare. Revista chilena de ingeniería. Vol. 26, N° 2, pp. 192-202. 2018. Fecha de consulta: 18 de junio de 2020. URL: [https://www.ingeniare.cl/index.php?option=com\\_ingeniare&view=va&aid=620&vid=96&lang=es](https://www.ingeniare.cl/index.php?option=com_ingeniare&view=va&aid=620&vid=96&lang=es).
- A. Zaranezhad, H. A. Mahabadi, H. and M. R. Dehghani, M. "Development of Prediction models for repair and maintenance related accidents at oil refineries using artificial neural network, fuzzy system, genetic algorithm, and ant colony optimization algorithm". Process Safety and Environmental Protection. Vol. 131, pp. 331-348. 2019. Fecha de consulta: 15 de junio de 2020. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0957582019310109>.
- Z. Chen, Y. He, Y. Zhao, X. Han, Z. He, Y. Hu and A. Zhang. "Mission reliability evaluation based on operational quality data for multistate manufacturing systems". International Journal of Production Research. Vol. 57, N° 6, pp. 1840-1856. 2019. Fecha de consulta: 16 de junio de 2020. URL: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00207543.2018.1508906?tab=permissions> [HYPERLINK "https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00207543.2018.1508906?tab=permissions&scroll=top"](https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00207543.2018.1508906?tab=permissions&scroll=top) & [HYPERLINK "https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00207543.2018.1508906?tab=permissions&scroll=top"](https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00207543.2018.1508906?tab=permissions&scroll=top)s scroll=top.
- X. Pan and Z. Wu. "Performance shaping factors in the human error probability modification of human reliability analysis". International Journal of Occupational Safety and Ergonomics. Vol. 26, N° 3, pp. 538-550. 2018. Fecha de consulta: 13 de junio de 2020. URL: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/10803548.2018.1498655?journalCode=tose20> [HYPERLINK](https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/10803548.2018.1498655?journalCode=tose20) ["https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/10803548.2018.1498655?journalCode=tose20"](https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/10803548.2018.1498655?journalCode=tose20)10.1080/10803548.2018.1498655?journalCode=tose20.
- A. Lorenzoni, M. Kempf and O. Mannub. "Degradation model constructed with the aid of dynamic Bayesian networks". Cogent Engineering. Vol. 4, N° 1, pp. 1-12. 2017. Fecha de consulta: 16 de junio de 2020. URL: <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/23311916.2017.1395786> [HYPERLINK](https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/23311916.2017.1395786) ["https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/23311916.2017.1395786"](https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/23311916.2017.1395786)doi/full/10.1080/23311916.2017.1395786.
- J. Moubray. "Mantenimiento Centrado en Confiabilidad". Aladon Ltd. Reino Unido. ISBN: 09539603-2-3. 2004.
- K. Wang, Y. Yang, J. Zhou and M. Goh. "Fuzzy belief propagation in constrained Bayesian networks with application to maintenance decisions". International Journal of Production Research. Vol. 58, N° 9, pp. 1-19. 2020. Fecha de consulta: 14 de junio de 2020. URL: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00207543.2020.1715503> [HYPERLINK](https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00207543.2020.1715503) ["https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00207543.2020.1715503"](https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00207543.2020.1715503)00207543.2020.1715503.
- A. Gruber and I. Ben-Gal. "A targeted Bayesian network learning for classification". Quality Technology & Quantitative Management. Vol. 16, N° 3, pp. 243-261. 2019. Fecha de consulta: 14 de junio de 2020. URL: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/16843703.2017.1395109?journalCode=ttqm20> [HYPERLINK](https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/16843703.2017.1395109?journalCode=ttqm20) ["https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/16843703.2017.1395109?journalCode=ttqm20"](https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/16843703.2017.1395109?journalCode=ttqm20)doi/abs/10.1080/16843703.2017.1395109?journalCode=ttqm20.
- P. Perez, G. Dalu, N. Gomez and H. Tan. "Offshore drilling blowout risk model – an integration of basic causes, safety barriers, risk influencing factors and operational performance indicators". Safety and Reliability. Vol. 38, N° 1-2, p.99-133. 2018. Fecha de consulta: 08 de junio de 2020. URL: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/09617353.2018.1530901?journalCode=tsar20>