

**REDES BAYESIANAS, HERRAMIENTA PARA LA DETECCIÓN DE FALLOS EN  
LA GESTIÓN DEL MANTENIMIENTO****Raúl Torres Sainz**Ing. mecánico; Universidad de Holguín  
rtorresspro@gmail.com,**Lidia María Pérez Vallejo**Dr.C; Universidad de Holguín  
[lidia@uho.edu.cu](mailto:lidia@uho.edu.cu)**Carlos Alberto Trinchet Varela<sup>1</sup>**Dr.C; Universidad de Holguín  
[carlos.trinchet@uho.edu.cu](mailto:carlos.trinchet@uho.edu.cu)**RESUMEN:**

El crecimiento industrial impone el desarrollo de tecnologías, métodos de diagnóstico y mantenimiento eficientes. En sentido general se considera a la gestión del proceso de mantenimiento como insuficiente. Las principales causas de insatisfacciones a menudo son el resultado de fallas inesperadas que afectan la disponibilidad técnica, provocan gastos imprevistos. Es imprescindible garantizar disponibilidad y una alta confiabilidad desarrollando tecnologías, métodos y modelos matemáticos que favorezcan su gestión. El objetivo de la investigación es identificar regularidades para la confección de un modelo de redes bayesianas que permita la predicción de fallos y favorezca la toma de decisiones en la gestión del mantenimiento. Se llevó a cabo una revisión de la literatura especializada; la búsqueda se realizó en las bases de datos Scopus, IEEE Xplorer, Dimensions y Lens.org. Se calculó la co-ocurrencia de palabras clave mediante el software VOSviewer para identificar las principales tendencias también se efectuó un meta-análisis de los artículos encontrados. Como principales tendencias se identificaron el empleo de las redes bayesianas para la predicción y diagnóstico de fallos, así como el análisis de riesgos y la planificación del mantenimiento. Las principales regularidades para la confección del modelo son la jerarquización de los procesos, el análisis sistémico, la recopilación de datos, opiniones de expertos, identificación de variables principales y su correlación y la determinación de probabilidades de causas de los sucesos. El empleo de las regularidades identificadas permite una mayor efectividad del modelo de redes bayesianas para la predicción de fallos garantizando la eficiencia en la toma de decisiones.

---

<sup>1</sup> Dr.C; Universidad de Holguín, : [carlos.trinchet@uho.edu.cu](mailto:carlos.trinchet@uho.edu.cu)

**Palabras claves:** mantenimiento, redes bayesianas, diagnóstico, fallos

## **BAYESIAN NETWORKS, A TOOL FOR FAULT DETECTION IN MAINTENANCE MANAGEMENT**

### **SUMARY:**

Industrial growth imposes the development of efficient technologies, diagnostic methods and maintenance. In general, the management of the maintenance process is considered to be insufficient. The main causes of dissatisfaction are often the result of unexpected failures that affect technical availability and cause unforeseen expenses. It is essential to guarantee availability and high reliability by developing technologies, methods and mathematical models that favor their management. The objective of the research is to identify regularities for the preparation of a Bayesian network model that allows the prediction of failures and favors decision making in maintenance management. A review of the specialized literature was conducted; the search was performed in the Scopus, IEEE Xplorer, Dimensions and Lens.org databases. The co-occurrence of keywords was calculated using VOSviewer software to identify the main trends, and a meta-analysis of the articles found was also carried out. The main trends identified were the use of Bayesian networks for failure prediction and diagnosis, as well as risk analysis and maintenance planning. The main regularities for the preparation of the model are the hierarchization of processes, systemic analysis, data collection, expert opinions, identification of main variables and their correlation and the determination of probabilities of causes of events. The use of the identified regularities allows a greater effectiveness of the Bayesian network model for the prediction of failures, guaranteeing efficiency in decision making.

**Keywords:** maintenance, Bayesian networks, diagnosis, failures.

### **INTRODUCCIÓN**

Garantizar la seguridad y la vida útil de los sistemas críticos en las industrias es una tarea prioritaria que se favorece con el análisis de la fiabilidad y el riesgo, estas actividades se extienden durante todo el ciclo de explotación de los activos (Sun et al., 2021). Actualmente, existen métodos para investigar y tratar la fiabilidad en los sistemas, como enfoques más empleados se encuentran, el análisis de árbol de fallos (AAF), el análisis de árbol de sucesos (AAS) (Feng et al., 2019), el análisis modal de fallos y efectos y criticidad (AMFEC), cadenas de Markov (CM), redes bayesianas (RB), entre otras (Chemweno et al., 2018).

Los sistemas de prevención de riesgos, fallas y averías de los sistemas críticos son el pilar de muchos de los avances y el desarrollo de la sociedad en la actualidad. Estos son aplicados en muchos sectores como la medicina, la generación de energía, en el sector automovilístico, espacial y en procesos industriales. Lo que significa que una falla o avería en estos sistema puede resultar en siniestros catastróficos que afectan la integridad de los técnicos y operarios así como la del medio ambiente. Por lo que es necesario una elevada evaluación y monitorización de estos sistemas para garantizar la fiabilidad de los mismos y la posibilidad de anticiparse al fallo, disminuir su frecuencia y apoyar la tomar de decisiones para el mantenimiento.

Cada vez existen sistemas modernos más complejos en la ingeniería por lo que se hace más difícil analizar estos sistemas con precisión mediante técnicas de evaluación probabilística del riesgo. Es necesario tener definido diferentes características, para hacer un análisis preciso y profundo de los sistemas complejos, algunas de ellas son, dependencias funcionales entre componentes, el comportamiento temporal de los sistemas, los múltiples modos/estados de fallo de los componentes/sistemas y la incertidumbre en el comportamiento del sistema y los datos sobre fallos (Kabir & Papadopoulos, 2019). Cada método tiene sus ventajas y desventajas, a diferencia de las redes bayesianas, otros métodos para modelar procesos complejos, se afrontan a razonamientos complejos y a difíciles cálculos (Cai et al., 2018).

Las redes bayesianas representan una herramienta muy útil para la representación de modelos e inferencias probabilísticas de los procesos, estas pueden caracterizar y analizar la incertidumbre, que es muy frecuente en los procesos del mundo real (Cai et al., 2017). Las aplicaciones de las redes bayesianas están estrechamente relacionadas en los campos donde abunda la incertidumbre (Khorshidi et al., 2015) como el análisis de riesgos (Zhang et al., 2017), la seguridad (Cai, Liu, Fan, et al., 2016), la evaluación de la fiabilidad y el diagnóstico de fallos en los procesos industriales (Cai et al., 2018; Cai, Liu, Xie, et al., 2016; Luo et al., 2017; Wang et al., 2018), este último se analiza en la presente investigación.

Esta temática ya ha sido estudiada por otros autores como Cai et al. (2017) que estudian las aplicaciones de las redes bayesianas para el diagnóstico de fallos. A pesar de hacer un estudio profundo de los artículos encontrados, no se declaran las bases de datos para las búsquedas, los criterios de selección, ni la temporalidad. Además, ya han surgido otros estudios del tema más actuales que no se abordan en la investigación debido a la fecha. Otro artículo de revisión destacado es el de Cai et al. (2018) que en su investigación hace una revisión de la bibliografía de las aplicaciones de las redes bayesianas para la evaluación de la fiabilidad. Sin embargo, en el documento no se declaran los criterios de selección de los artículos, ni las bases de datos donde se buscaron, así como el marco temporal.

Otro autor que trata el tema es Chemweno et al. (2018) que analiza la evaluación de riesgos en el contexto de la toma de decisiones de mantenimiento, con especial atención a los métodos de modelización de la fiabilidad, como árbol de fallos, redes de Petri y redes bayesianas. En este estudio tampoco se declaran los criterios mencionados con anterioridad. Otros investigadores destacados son Kabir and Papadopoulos (2019) que estudian las aplicaciones de las redes bayesianas y las redes de Petri en las evaluaciones de seguridad, fiabilidad y riesgo, aunque es un estudio bastante profundo y completo, los autores no declaran los criterios para la selección de artículos ni las bases de datos para la búsqueda.

En correspondencia con lo anterior, se llevó a cabo una revisión de la literatura para abordar con mayor amplitud del tema en cuanto a la predicción de fallos mediante redes bayesianas. El objetivo de la investigación es identificar regularidades para la confección de este modelo que permita la predicción de fallos y favorezca la toma de decisiones en la gestión del mantenimiento.

La novedad de la investigación radica en que se hace una revisión de artículos de revistas indexadas en cuatro bases de datos científicas de alto impacto como Scopus, una de la mayor base de

datos de citas y resúmenes de bibliografía revisada por pares; IEEE Xplorer, base de datos centrada en artículos sobre Ciencias de la Computación, Ingeniería Eléctrica y Electrónica; Dimensions, base de datos de becas de investigación y artículos científicos y Lens.org que es un servicio de búsqueda de patentes y literatura académica en línea. Además, se extiende el marco temporal de las búsquedas hasta julio del 2022, se utiliza el software VOSviewer y el paquete Bibliometrix de Rstudios para procesar datos de las investigaciones cuantitativas en ciencia métrica y bibliometría.

## MÉTODO

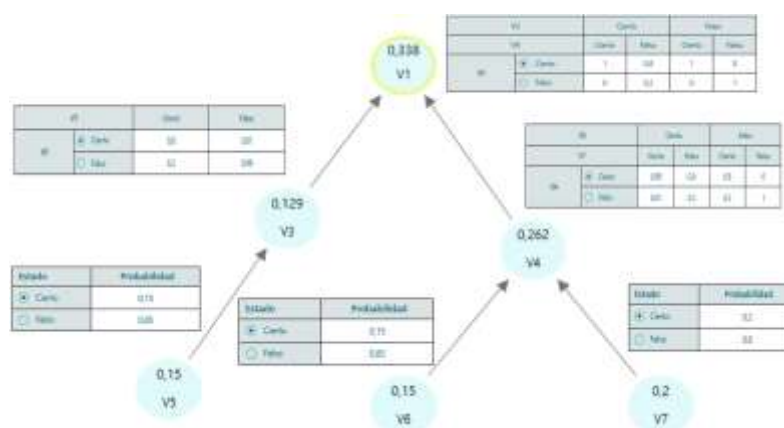
Este estudio se clasifica como una revisión de la literatura, para su desarrollo se empleó el método bibliométrico que tiene la finalidad de mapear el estado del arte (Oliveira et al., 2019).

Por tanto, se enfoca en identificar la mayor cantidad de literatura existente y relevante acerca del diagnóstico de fallos a través del uso de redes bayesianas para la toma de decisiones.

Las RB, son modelos gráficos acíclicos dirigidos probabilísticos (Cai et al., 2018), son una combinación de teoría de grafos y teoría de probabilidad que consiste en relaciones probabilísticas entre los nodos (Nasiri et al., 2017). Los nodos representan variables aleatorias y los arcos son relaciones causales entre nodos vinculados (C. et al., 2020; Luque & Straub, 2016), permiten que el marco incluya dependencias, variables discretas y continuas, múltiples variables de estado, fallas dependientes e incertidumbre en los parámetros del modelo. Si las variables son discretas, la relación probabilística de cada nodo con sus respectivos padres está definida por su tabla de probabilidad condicional (TCP por sus siglas en inglés) mientras que para las variables continuas; esta relación probabilística se define por su distribución de probabilidad condicional (Ashrafi & Zadeh, 2017; Marquez et al., 2010). Las redes bayesianas se utilizan a menudo para la predicción y el apoyo a la toma de decisiones en campos con incertidumbre (Cai, Liu, Xie, et al., 2016; Langseth et al., 2007). En la figura 1 se muestra un ejemplo básico de redes bayesianas.

**Figura 1.**

Ejemplo de red bayesiana



## Identificación de las bases de datos y las palabras claves

La búsqueda se efectuó en junio del año 2022, en cuatro bases de datos científicas: Scopus, Dimensions, Lends.org, e IEEE Xplore. Los descriptores temáticos "maintenance" AND "bayesian networks" AND ("detection" OR "prediction" OR "diagnosis") fueron empleados para la búsqueda en el título, resumen y palabras clave de artículos de investigación como tipo de documento.

Para abordar la mayor cantidad de artículos no se restringió el marco temporal. Después de efectuar la búsqueda en las cuatro bases de datos se creó una biblioteca en el gestor bibliográfico EndNote con los resultados de la búsqueda, posteriormente fueron removidos todos los duplicados.

El proceso de selección fue dividido en dos fases, la primera fue la lectura del título, resumen y palabras claves, en esta fase se seleccionaron los artículos según los siguientes criterios de selección de los artículos (CSA):

1<sup>er</sup> CSA- que expongan procedimiento o métodos mediante redes bayesianas de detección, diagnóstico o predicción de fallos

2<sup>do</sup> CSA- que utilizan las redes bayesianas para apoyar la toma de decisiones de mantenimiento.

3<sup>ro</sup> CSA- Que utilicen las redes bayesianas para mejorar la gestión del mantenimiento

La segunda fase consiste en la lectura completa de los artículos seleccionados en la fase anterior, en este punto se eligen los que cumplieron con los CSA expuestos. Los artículos que no se encontraron para la lectura completa en la segunda fase fueron descartados.

Finalmente, el análisis de "snowball" (bola de nieve) fue centrado en las referencias bibliográficas de los artículos seleccionados en la fase anterior con el fin de identificar artículos adicionales que cumplieran con los CSA y añadirlos al estudio.

Se realizó un diagrama estratégico de los diferentes temas a tratar con el paquete Bibliometrix de Rstudios. Se analizaron las co-ocurrencias de las palabras clave y se creó un diagrama estratégico, este se divide en cuatro cuadrantes (Cobo Martín, 2012).

- El cuadrante superior derecho se encuentran los temas bien desarrollados e importantes para la construcción del campo científico.
- En el cuadrante superior izquierdo se ubican los temas que poseen enlaces internos bien desarrollados, por lo que tienen gran importancia marginal en el campo científico, estos temas se caracterizan por ser muy especializados y ser muy periféricos.
- En el cuadrante inferior izquierdo se asientan los temas pocos desarrollados y marginales, estos pueden representar que son temas emergentes o en desaparición.
- Los temas en el cuadrante inferior derecho son importantes para el campo científico, pero no están bien desarrollados y son temas básicos del campo científico.

Por otra parte, el procesamiento en el software VOSviewer permitió analizar la co-ocurrencia de palabras clave, la temporalidad de estas, para esto, se normalizaron las palabras clave en plural, los sinónimos o las que hacían referencia a un mismo tema de investigación para agruparlas.

## RESULTADOS

El total de los artículos encontrados fue 543. Luego del escaneo, se localizaron 253 duplicados, para un total de 290 artículos a analizar. Posteriormente 85 artículos fueron identificados como relevantes y luego de la segunda fase se seleccionaron 31 artículos, 3 de los 31 fueron seleccionados

del análisis del “snowball”, el proceso de selección se muestra en el esquema de la figura 2. Los resultados de las búsquedas hechas con las palabras claves antes mencionadas después del proceso de selección muestran que los primeros artículos fueron escritos en 2003 y los últimos en 2022. Los artículos provienen de 183 fuentes diferentes. Los resultados de las búsquedas se muestran en la tabla 1.

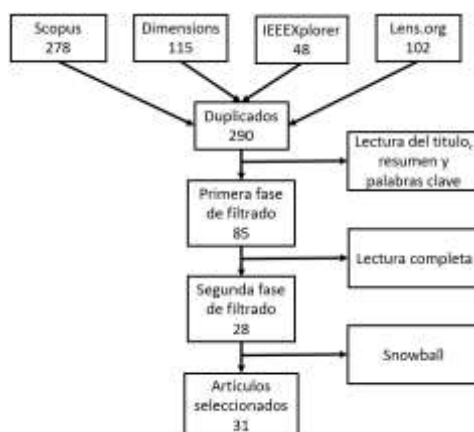
**Tabla 1:**

Resultados de las búsquedas

Ecuaciones de búsqueda	Bases de datos			
	Scopus	Dimensions	IEEE Xplorer	Lens.org
"maintenance" AND	278	115	48	102
"bayesian networks" AND				
("detection" OR				
"prediction" OR				
"diagnosis")				

**Figura 2:**

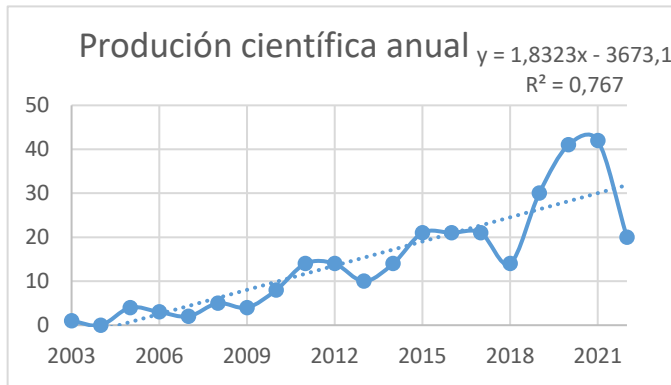
Proceso de revisión de la literatura



La figura 3 muestra la distribución de las publicaciones a lo largo del período de 2003 a 2022, 148 (53,23%) de 278 artículos, fueron publicados desde el 2017 a 2021, los últimos 5 años sin contar el 2022, destacando un creciente interés de investigación en este campo en el anterior periodo de tiempo mencionado por lo que se manifiesta la Ley de crecimiento exponencial o ley de Price (1956) (Gudjonsson et al., 1999), ya que en los últimos 10 a 15 años ha sido exponencial el número de publicaciones demostrado por la curva de tendencia y la ecuación de la figura.

**Figura 3:**

Producción científica anual

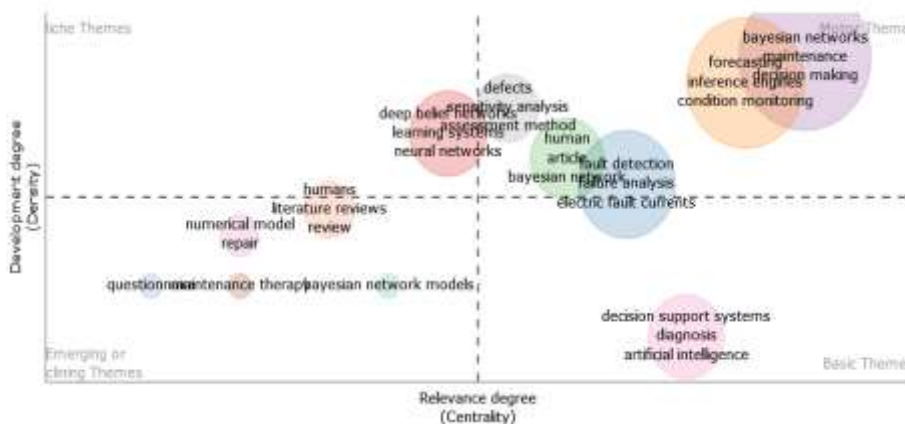


Se analizaron las co-ocurrencias de las palabras clave y se creó un diagrama estratégico, este se divide en cuatro cuadrantes.

Como muestra la figura 4, los sistemas al apoyo a la toma de decisiones, el diagnóstico y la inteligencia artificial en este caso redes bayesianas se encuentran en este último cuadrante y representan brechas de investigación.

**Figura 4:**

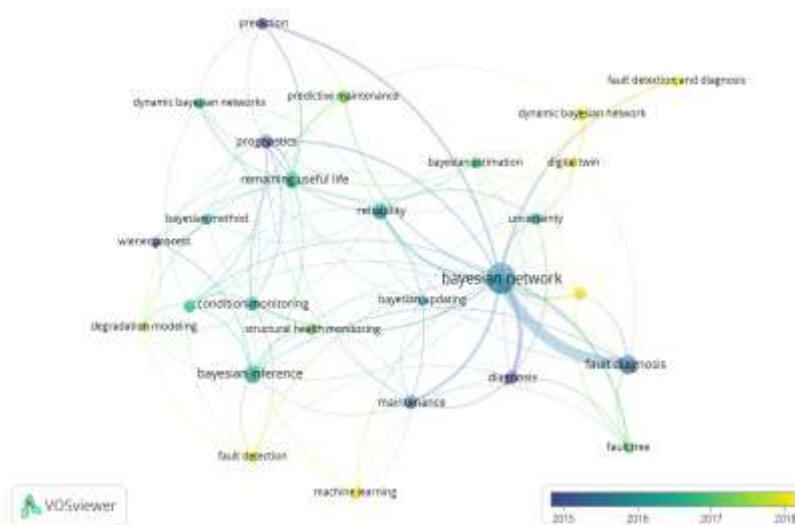
Diagrama estratégico



Como muestra la figura 5, red de co-ocurrencia de palabras clave, la detección, el diagnóstico de fallos y los gemelos digitales, son líneas de investigación novedosas que han surgido en aplicación con las redes bayesianas, según la escala de temporalidad estos han surgido en los últimos años. También se muestra un vínculo entre las redes bayesianas, el mantenimiento, la fiabilidad, el monitoreo por condiciones, el árbol de fallos y la estimación de vida útil.

**Figura 5:**

Co-ocurrencia de palabras clave



## DISCUSIÓN

En los artículos analizados se recogen diferentes métodos para el análisis de los fallos mediante redes bayesianas que tributan al apoyo de la toma de decisiones, los resultados evidencian que algunos autores integran otros métodos de inteligencia artificial para el diagnóstico como las redes neuronales, lógica difusa, algoritmos genéticos y sistema de expertos. Se utiliza el árbol de fallos para el apoyo de la construcción de la red bayesiana. Esta última se emplea para el análisis de riesgo, fiabilidad, mantenibilidad y costos. En la sección se estarán analizando los artículos seleccionados.

Se ha popularizado en muchos de los artículos analizados emplear métodos de inteligencia artificial híbridos algunos autores en sus investigaciones combinan las redes bayesianas con las neuronales como Xiao et al. (2022) que proponen un modelo de redes neuronales bayesianas para predecir el deterioro del pavimento. Otro trabajo similar es el de Li et al. (2022) que utilizan esta integración para predecir niveles de temperatura en los mismos. Rivas et al. (2022) ponen en práctica este mismo método para predecir y estimar la incertidumbre asociada a la predicción de la vida útil de los elementos en una termocentral. Cheng et al. (2021) proponen un modelo de red neuronal de memoria a corto plazo que en conjunto con un algoritmo de inferencia bayesiana que integra múltiples predicciones para mejorar la fiabilidad, la disponibilidad y el coste de mantenimiento de un equipo industrial. Chen et al. (2020) recurre la optimización bayesiana con redes neuronales bayesianas para el diagnóstico y la interpretación precisa de los fallos en los rodamientos.

Otras de las integraciones que se han hecho populares son las de las redes bayesianas y la lógica difusa para mejorar la precisión cuando hay ruido, falsas mediciones o carencia de datos. Autores como Wang et al. (2020) presentan un modelo basado en un marco de decisión basado en redes bayesianas difusas restringidas para buscar decisiones de mantenimiento óptimas en un entorno basado en el riesgo aplicado a un compresor de gas. Guo et al. (2019) proponen el empleo los números difusos triangulares combinando el modelo de red bayesiana dinámica con el modelo de árbol de fallos, se obtiene la tasa de fallos difusa y la probabilidad posterior de los nodos raíz esto se aplica en el sistema de frenos del motor de un tren.



En la investigación de Flammini et al. (2016) se definen operadores difusos utilizando los formalismos probabilísticos de las redes bayesianas y las redes de Petri estocásticas generalizadas para tratar la incertidumbre enriqueciendo los enfoques existentes de reconocimiento de eventos basados en modelos con una modelización imperfecta de las amenazas y con el uso de diferentes formalismos que mejoren el rendimiento de la detección, este modelo es aplicado a un sistema de protección física ferroviaria. Duan and Zhou (2014) utilizan un método que adopta el conocimiento de expertos y la teoría de conjuntos difusos para evaluar la tasa de fallos de los eventos básicos mapeando un árbol de fallos dinámico en una red bayesiana equivalente con el fin de mejorar la eficacia del diagnóstico para guiar al personal de mantenimiento en el diagnóstico de un sistema de frenos electro neumático.

El sistema de expertos es uno de los métodos pioneros de la inteligencia artificial utilizados para el diagnóstico, por lo que también se ha utilizado en conjunto con las redes bayesianas, Barešić et al. (2018) son autores que proponen la base de conocimientos de sistema de expertos para modelar una forma simplificada de la red bayesiana para la detección de fallos en grupos electrógenos. Utilizando el conocimiento de sistemas de expertos Li et al. (2013) presentan una red bayesiana con métodos mejorados de cuestionario de relaciones causales y escala de probabilidad como máquina de inferencia para diagnosticar las posibles causas raíz, las probabilidades correspondientes y las soluciones sugeridas, el método se aplicó en dos casos, en una fábrica de ensamblaje y prueba de chips. Otros autores como Han et al. (2008) eligen la red bayesiana como motor de inferencia del sistema mediante el análisis de los datos proporcionados por el sistema de expertos. Para construir la red bayesiana aplicó un cuestionario de relaciones causales mejorado y un método de escala de probabilidades, el sistema se aplicó a la línea de producción de una fábrica de chips.

Otros autores también aplican en conjunto las redes bayesianas con otros métodos, como árboles de fallo y cadenas de Markov basándose en los conjuntos de datos recopilados a través de los años en las industrias y/o de los datos recopilados por sistemas SCADAS. Algunos de los trabajos más destacados en el campo son el de Wang et al. (2017) que presentan en su artículo un modelo de predicción de fallos basado en una red bayesiana para evaluar el efecto de la meteorología en los desvíos ferroviarios para tomar decisiones de mantenimiento óptimas. Hu et al. (2012) proponen en su investigación un modelo que cuantifica el riesgo y el análisis de operatividad mediante redes bayesianas dinámicas para proporcionar tendencias prospectivas de degradación de cada componente y del sistema global para la toma de decisiones de mantenimiento.

En su documento Zhang et al. (2014) plantean un modelo adaptativo de estado discreto para estimar la vida útil restante del sistema, basado en la teoría de la red de creencia bayesiana. En el estudio de Bhandari et al. (2016) se emplean una red bayesiana para desarrollar una nueva metodología dinámica que es capaz de utilizar información de precursores de accidentes para revisar el perfil de riesgo. El uso de esta metodología se basa en su capacidad de predicción de fallos que optimiza el coste de mantenimiento Esta se aplica en sistema separador en la plataforma de producción de petróleo y gas en alta mar. Nguyen et al. (2016) en su trabajo proponen una metodología que explota los datos históricos sobre los componentes no observados del equipo para reducir el espacio de

búsqueda de los posibles componentes defectuosos, lo que permite un diagnóstico más preciso de los fallos y sus causas que luego se formula como una red bayesiana.

Iamsung et al. (2018) introducen una red dinámica bayesiana híbrida para representar sistemas de ingeniería complejos para la monitorización de la salud y el aprendizaje en la Gestión de la Salud del Sistema, y detección de anomalías. La metodología y el algoritmo propuestos se demuestran con una aplicación de vehículo aéreo no tripulado. Wang et al. (2019) proponen un método donde la información sobre la fiabilidad a nivel de sistema se predice mediante una red bayesiana a partir de la información sobre la vida útil de las unidades, y se utiliza la programación multiobjetivo del coste y la fiabilidad del sistema para optimizar las estrategias de agrupación del mantenimiento, este método es aplicado en un vehículo aéreo no tripulado. Zhang and Marsh (2018) presentan un modelo de red bayesiana que puede utilizarse como apoyo a las decisiones de mantenimiento ya que predice el deterioro probable de un activo, se presenta como caso de estudio puentes en la red ferroviaria de Gran Bretaña.

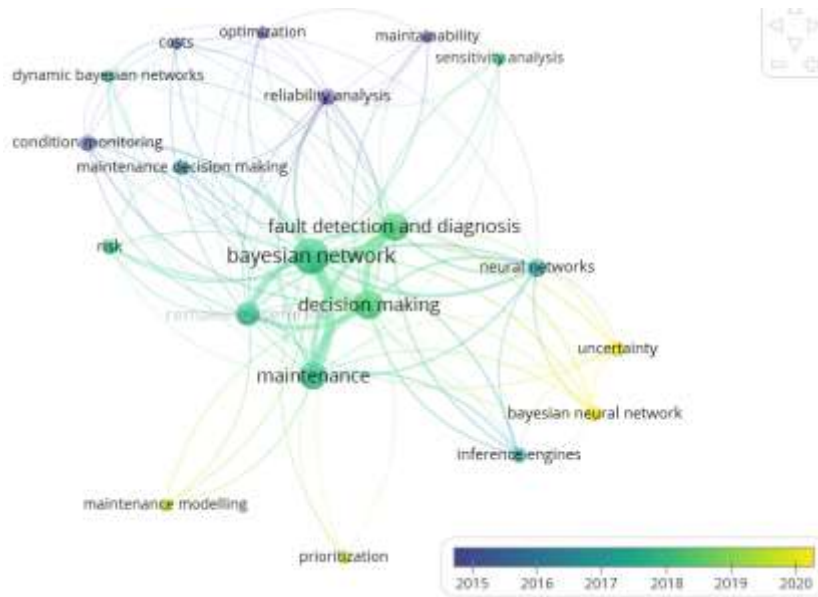
Zhang and Marsh (2021) utilizan las redes bayesianas para recomendar decisiones de inspección, como qué activos inspeccionar y cuándo hacerlo. También se desarrollan modelos para evaluar la eficacia de las intervenciones de reparación y utilizarla para sugerir acciones de reparación, aplican la técnica de factorización binaria para permitir la inferencia de la predicción del estado de varios estados, y la amplían para predecir el estado de un activo con múltiples componentes. Attema et al. (2017) desarrollan un modelo probabilístico basado en redes bayesianas para investigar el desarrollo del crecimiento de grietas en los detalles soldados de los tableros de puentes ortotrópicos. Dinis et al. (2020) en su investigación proponen una herramienta de apoyo a la decisión para la planificación de la capacidad de mantenimiento de sistemas de productos complejos con el apoyo de las redes bayesianas.

Lu and Zhang (2022) implementan una red bayesiana dinámica para el análisis de riesgo de un sistema de distribución de energía contra huracanes, para una mejor toma de decisiones de mantenimiento previo al huracán. Lakehal et al. (2019) transforman un árbol de fallos en una red bayesiana para el diagnóstico de un turbocompresor. Zhang et al. (2020) proponen un método de razonamiento de averías en transformadores basado en la protección por relé y el gas disuelto en aceite. Se establecen redes bayesianas basadas en las condiciones de funcionamiento del transformador y en las características del dispositivo de protección por relé. Este método también proporciona una decisión de mantenimiento más precisa para el personal.

Lakehal (2020) desarrollan una red bayesiana con el objetivo de priorizar las acciones de mantenimiento predictivo y correctivo a partir de la definición de los elementos de fallo más probables y ver cómo sirven de base para el marco de la toma de decisiones.

## **Figura 6.**

Co-ocurrencia de las palabras clave de los artículos seleccionados



En la figura 6 se presenta el análisis de co-ocurrencia de palabras clave del software VOSviewer de los artículos analizados, donde se evidencia que los temas más abordados por el tamaño de los nodos son, las redes bayesianas, la toma de decisiones, la detección de fallos y diagnóstico la estimación de vida útil y el mantenimiento. En marcos temporales más antiguos se estudió la optimización, el costo, análisis de fiabilidad, mantenibilidad y el monitoreo por condición. Los temas menos abordados y más novedosos son, las redes neuronales bayesianas, la modelación del mantenimiento, la incertidumbre y el análisis de sensibilidad, por lo que estos representan brechas de investigación. Se forman cuatro clústeres entre las palabras clave las cuales están relacionadas con las redes bayesianas.

- Clúster 1:

Monitoreo por condición, costos, redes bayesianas dinámicas, detección de fallos y diagnóstico, tomas de decisiones de mantenimiento, optimización y riesgo

- Clúster 2 :

Redes bayesianas, toma de decisiones, mantenimiento, modelación del mantenimiento y priorización

- Clúster 3:

Redes neuronales bayesianas, redes neuronales, estimación de vida útil e incertidumbre

- Clúster 4:

Mantenibilidad, análisis de fiabilidad y análisis de sensibilidad

En estos clústeres se muestran las aplicaciones prácticas que pueden tener las redes bayesianas y los beneficios que provee al mantenimiento desde el enfoque de la gestión, teniendo estos resultados en cuenta la industria podría optimizar los procesos de planificación, de dirección, de control, de realizar acciones y la evaluación.

### Regularidades para la construcción de la red bayesiana

De la revisión de la literatura se han podido identificar diferentes regularidades para la confección de las redes bayesianas para la predicción de fallos, las cuales se muestran enumeradas a continuación

- I. Tener pleno dominio y conocimiento del flujo tecnológico de los procesos y funcionamiento de las máquinas (análisis sistémico, organigramas, manuales y fichas técnicas de las máquinas)
- II. Definir procesos, máquinas, sistemas y subsistemas (análisis sistémico, organigramas, manuales y fichas técnicas de las máquinas)
- III. Determinar y jerarquizar los procesos, máquinas sistemas y subsistemas más críticos (análisis jerárquico, análisis de modo de falla y sus efectos y criticidad, análisis de riesgo)
- IV. Determinar la relación entre procesos, máquinas, sistemas y subsistemas. (análisis de modo de falla y sus efectos, análisis causa raíz, árbol de evento, árbol de fallas)
- V. Tener registros de fallos, averías y acciones de mantenimiento de las máquinas (bases de datos normalizadas, ordenes de trabajo, libros de incidencias de turno, sistemas SCADA)
- VI. Asignar probabilidades de ocurrencia condicional según el número de fallos y la opinión de los expertos
- VII. Construir la red bayesiana

Después de hacer la inferencia se obtienen los conjuntos o combinaciones causales más peligrosas o críticas y con el previo conocimiento de este se pueden asignar medidas y acciones proactivas para la prevención de estos sucesos, así como elaborar árboles o esquemas de decisiones. En caso de redes bayesianas dinámicas, al poder retroalimentarse de los nuevos datos registrados después de su aplicación, esta cambiará las probabilidades de ocurrencia de los sucesos y se adaptará al sistema evidenciando las nuevas anomalías. La aplicación de este método favorece la gestión del mantenimiento desde un enfoque de la predicción y el diagnóstico de fallos.

### **Perspectivas de las aplicaciones de las redes bayesianas en industrias cubanas**

En apartados anteriores se ha evidenciado las aplicaciones para el diagnóstico de fallos mediante redes bayesianas y el uso de estas para fomentar y optimizar la toma de decisiones para el mantenimiento. En las industrias cubanas en el departamento de mantenimiento no siempre se cuenta con presupuesto para realizar algunas de las actividades necesarias en el mantenimiento como técnicas de diagnóstico de máquinas de alta criticidad, por lo que se trabaja con la incertidumbre de la fiabilidad de los equipos y se espera que la disponibilidad del equipo sea la más larga posible (Martinez Monseco & Planagumá Vilamitjana, 2021).

Sin embargo, existen expertos, ingenieros y técnicos con vasta experiencia que conocen a profundidad el funcionamiento de sus equipos y máquinas. Además, es política de las empresas tener documentos donde se plasme el flujo tecnológico de las mismas, donde están definidas los procesos, máquinas, sistemas y subsistemas. Pero como insuficiencia se encuentra que no en todas se conoce la jerarquía y la criticidad de los procesos y máquinas, o se conoce pero de manera empírica por la experiencia de los expertos, esta última está basada en la opinión de los mismos y no siempre es la más precisa. Los datos no son cuantitativos, por lo que es necesario que en los departamentos de mantenimiento se apliquen los métodos de análisis de criticidad y la jerarquización de forma teórica y

metodológica. Lo mismo pasa con los análisis de modo de falla y sus efectos, análisis causa raíz, árbol de evento y árbol de fallas que son cruciales para determinar la relación causal entre los procesos, máquinas, sistemas y subsistemas.

Otras de las insuficiencias que se tienen es, que no se cuenta con una adecuada organización con los registros de los datos de los defectos, fallas y averías. Estas se recogen en el libro de incidencia de turno y en las órdenes de trabajo, pero no se llevan a una base de datos normalizada donde se puedan procesar la información y hacer análisis estadísticos, por lo que dificulta establecer la probabilidad de ocurrencia de los sucesos y la aplicación de los métodos antes mencionados.

Resolviendo estas limitantes es posible aplicar el método de redes bayesianas ya que toda la información se puede recopilar de las fuentes antes mencionadas. Ello permitiría influir positivamente en la fiabilidad y disponibilidad de los activos, así como en el análisis de riesgos, mejor selección de las estrategias de mantenimiento para los equipos y máquinas, reducción del costo de mantenimiento y alargar la vida útil de los activos, lo que repercutiría positivamente en la producción la economía y la sociedad.

## **CONCLUSIONES**

El uso de las redes bayesianas para el diagnóstico ha sido una tendencia popularizada por los diferentes investigadores en el campo de la fiabilidad. Estos han destinado recursos para elaborar una metodología para el diagnóstico de fallos basados en RB para desarrollar sistemas de seguridad para las industrias. En este artículo se hace una revisión de la literatura en este campo para determinar las diferentes características para la elaboración de este método teniendo en cuenta los diferentes métodos de los artículos revisados.

Se determinaron las características principales para la construcción de las RB las cuales se basan principalmente en la relación causa-efecto de los fallos y los síntomas de los mismos, se necesita una alta comprensión del funcionamiento de los procesos y tener un amplio registro de datos de la industria en correspondencia a los fallos, averías y acciones de mantenimiento.

También es necesario contar con expertos que tengan experiencia en el funcionamiento de los diferentes procesos. Para la implementación de este método se utilizan otros como el árbol de fallos, análisis causa raíz, análisis de modo de falla y sus efectos, entre otros. La precisión en el diagnóstico de fallos de este método se puede mejorar con otras herramientas de inteligencia artificial como son las redes neuronales, la lógica difusa, y el sistema de conocimiento de expertos.

Como limitaciones para aplicar este método a las industrias cubanas se identificaron que no se conoce con claridad la jerarquía y la criticidad de los procesos y máquinas, no se aplican métodos como, el análisis de modo de falla y sus efectos, análisis causa raíz, árbol de evento y árbol de fallas, no se cuenta con una adecuada organización con los registros de los datos de los defectos, fallas y averías.

El análisis del diagrama estratégico y de la co-ocurrencia de palabras clave en VOSviewer muestran que algunas de las líneas futuras de investigación son la detección y el diagnóstico de fallos utilizando redes bayesianas, la implementación de los gemelos digitales con bases de redes bayesianas y el apoyo a las decisiones de sistemas de ingeniería y mantenimiento, las redes neuronales bayesianas, la modelación del mantenimiento, la incertidumbre y el análisis de sensibilidad.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Ashrafi, M., & Zadeh, S. A. (2017). Lifecycle risk assessment of a technological system using dynamic Bayesian networks. <https://doi.org/10.1002/qre.2213>
- Attema, T., Kosgodagan Acharige, A., Morales-Nápoles, O., & Maljaars, J. (2017). Maintenance decision model for steel bridges: a case in the Netherlands [Article]. *Structure and Infrastructure Engineering*, 13(2), 242-253. <https://doi.org/10.1080/15732479.2016.1158194>
- Barešić, D., Hederić, Ž., & Hadžiselimović, M. (2018). Modelling of an expert system for diagnosing the operational status of a diesel genset [Article]. *Tehnicki Vjesnik*, 25, 437-443. <https://doi.org/10.17559/TV-20171230222050>
- Bhandari, J., Arzaghi, E., Abbassi, R., Garaniya, V., & Khan, F. (2016). Dynamic risk-based maintenance for offshore processing facility [Article]. *Process Safety Progress*, 35(4), 399-406. <https://doi.org/10.1002/prs.11829>
- C., H. L., Soares, G., & Huang, H.-Z. (2020). Reliability analysis of a flating offshore wind turbine using Bayesian Networks. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2020.107827>
- Cai, B., Huang, L., & Xie, M. J. I. T. o. i. i. (2017). Bayesian networks in fault diagnosis. 13(5), 2227-2240.
- Cai, B., Kong, X., Liu, Y., Lin, J., Yuan, X., Xu, H., & Ji, R. J. I. T. o. I. I. (2018). Application of Bayesian networks in reliability evaluation. 15(4), 2146-2157.
- Cai, B., Liu, Y., Fan, Q. J. R. E., & Safety, S. (2016). A multiphase dynamic Bayesian networks methodology for the determination of safety integrity levels. 150, 105-115.
- Cai, B., Liu, Y., Xie, M. J. I. T. o. A. S., & Engineering. (2016). A dynamic-Bayesian-network-based fault diagnosis methodology considering transient and intermittent faults. 14(1), 276-285.
- Chemweno, P., Pintelon, L., Muchiri, P. N., & Van Horenbeek, A. (2018). Risk assessment methodologies in maintenance decision making: A review of dependability modelling approaches. *Reliability Engineering & System Safety*, 173, 64-77. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ress.2018.01.011>
- Chen, G., Liu, M., & Chen, J. (2020). Frequency-temporal-logic-based bearing fault diagnosis and fault interpretation using Bayesian optimization with Bayesian neural networks [Article]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 145, Article 106951. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2020.106951>
- Cheng, Y., Wu, J., Zhu, H., Or, S. W., & Shao, X. (2021). Remaining Useful Life Prognosis Based on Ensemble Long Short-Term Memory Neural Network [Article]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 70, Article 9226143. <https://doi.org/10.1109/TIM.2020.3031113>
- Cobo Martín, M. J. (2012). *SciMAT: herramienta software para el análisis de la evolución del conocimiento científico. Propuesta de una metodología de evaluación*. Granada: Universidad de Granada.
- Dinis, D., Teixeira, Â. P., & Barbosa-Póvoa, A. (2020). ForeSim-BI: A predictive analytics decision support tool for capacity planning [Article]. *Decision Support Systems*, 131, Article 113266. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2020.113266>

- Duan, R., & Zhou, H. (2014). Diagnosis strategy for micro-computer controlled straight electro-pneumatic braking system using fuzzy set and dynamic fault tree [Article]. *Eksploatacja i Niezawodnosc*, 16(2), 217-223. <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84896444542&partnerID=40&md5=8bb8fdf9598d9e978520995c616573a8>
- Feng, Q., Zhao, X., Fan, D., Cai, B., Liu, Y., Ren, Y. J. R. E., & Safety, S. (2019). Resilience design method based on meta-structure: A case study of offshore wind farm. 186, 232-244.
- Flammini, F., Marrone, S., Mazzocca, N., & Vittorini, V. (2016). Fuzzy decision fusion and multiformalism modelling in physical security monitoring. In *Studies in Computational Intelligence* (Vol. 621, pp. 71-100): Springer Verlag.
- Gudjonsson, G., Allan, A., Lees-Haley, P., & Louw, D. (1999). Ley de Crecimiento Exponencial de la Ciencia (Price, 1956). El ritmo de.
- Guo, J., Qi, J., Duan, Y., & Tian, S. (2019). Method for analyzing fuzzy dynamic Bayesian reliability and its application in motor vehicle brake system [Article]. *Chongqing Daxue Xuebao/Journal of Chongqing University*, 42(6), 34-41. <https://doi.org/10.11835/j.issn.1000-582X.2019.06.004>
- Han, T., Li, B., & Xu, L. (2008). A universal fault diagnostic expert system based on Bayesian Network. International Conference on Computer Science and Software Engineering, CSSE 2008, Wuhan, Hubei.
- Hu, J., Zhang, L., & Liang, W. (2012). Opportunistic predictive maintenance for complex multi-component systems based on DBN-HAZOP model [Article]. *Process Safety and Environmental Protection*, 90(5), 376-388. <https://doi.org/10.1016/j.psep.2012.06.004>
- Iamsung, C., Mosleh, A., & Modarres, M. (2018). Monitoring and learning algorithms for dynamic hybrid Bayesian network in on-line system health management applications [Article]. *Reliability Engineering and System Safety*, 178, 118-129. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2018.05.016>
- Kabir, S., & Papadopoulos, Y. J. S. s. (2019). Applications of Bayesian networks and Petri nets in safety, reliability, and risk assessments: A review. 115, 154-175.
- Khorshidi, H. A., Gunawan, I., & Ibrahim, M. Y. J. I. T. o. I. I. (2015). Data-driven system reliability and failure behavior modeling using FMECA. 12(3), 1253-1260.
- Lakehal, A. (2020). Bayesian graphical model based optimal decision-making for fault diagnosis of critical induction motors in industrial applications [Article]. *Bulletin of the Polish Academy of Sciences: Technical Sciences*, 68(3), 467-476. <https://doi.org/10.24425/bpasts.2020.133374>
- Lakehal, A., Nahal, M., & Harouz, R. (2019). Development and application of a decision making tool for fault diagnosis of turbocompressor based on Bayesian network and fault tree [Article]. *Management and Production Engineering Review*, 10(2), 16-24. <https://doi.org/10.24425/mper.2019.129565>
- Langseth, H., Portinale, L. J. R. E., & Safety, S. (2007). Bayesian networks in reliability. 92(1), 92-108.
- Li, B., Han, T., & Kang, F. (2013). Fault diagnosis expert system of semiconductor manufacturing equipment using a Bayesian network [Article]. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 26(12), 1161-1171. <https://doi.org/10.1080/0951192X.2013.812803>
- Li, Y., Chen, J., Dan, H., & Wang, H. (2022). Probability prediction of pavement surface low temperature in winter based on bayesian structural time series and neural network [Article]. *Cold Regions*

- Science and Technology*, 194, Article 103434.  
<https://doi.org/10.1016/j.coldregions.2021.103434>
- Lu, Q., & Zhang, W. (2022). Integrating dynamic Bayesian network and physics-based modeling for risk analysis of a time-dependent power distribution system during hurricanes [Article]. *Reliability Engineering and System Safety*, 220, Article 108290.  
<https://doi.org/10.1016/j.ress.2021.108290>
- Luo, Y., Li, K., Li, Y., Cai, D., Zhao, C., & Meng, Q. J. I. T. o. I. I. (2017). Three-layer Bayesian network for classification of complex power quality disturbances. *14*(9), 3997-4006.
- Luque, J., & Straub, D. (2016). Reliability analysis and updating of deteriorating systems with dynamic Bayesian networks. *Structural Safety*, 62, 34-46.  
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.strusafe.2016.03.004>
- Marquez, D., Neil, M., & Fenton, N. (2010). Improved reliability modeling using Bayesian networks and dynamic discretization. *Reliability Engineering & System Safety*, 95(4), 412-425.  
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ress.2009.11.012>
- Martinez Monseco, F. J., & Planagumá Vilamitjana, A. (2021). Innovando desde la Gestión del mantenimiento. El Remantenimiento. Caso práctico Central Hidroeléctrica %J Ingeniería Energética. 42, 48-60. [http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S1815-59012021000200048&nrm=iso](http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1815-59012021000200048&nrm=iso)
- Nasiri, S., Khosravani, M. R., & Weinberg, K. (2017). Fracture mechanics and mechanical fault detection by different methods of artificial intelligence: A review.  
<https://doi.org/10.1016/j.engfailanal.2017.07.011>
- Nguyen, D. T., Duong, Q. B., Zamai, E., & Shahzad, M. K. (2016). Fault diagnosis for the complex manufacturing system [Article]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability*, 230(2), 178-194. <https://doi.org/10.1177/1748006X15623089>
- Oliveira, O. José d., Silva, F. Francisco d., Fernando Juliani, Motta Barbosa, L. C. F., & Vieira Nunhes, T. (2019). Bibliometric Method for Mapping the State-of-the-Art and Identifying Research Gaps and Trends in Literature: An Essential Instrument to Support the Development of Scientific Projects *Scientometrics Recent Advances*. <https://doi.org/DOL:http://dx.doi.org/10.5772/intechopen.85856>
- Rivas, A., Delipei, G. K., & Hou, J. (2022). Predictions of component Remaining Useful Lifetime Using Bayesian Neural Network [Article]. *Progress in Nuclear Energy*, 146, Article 104143.  
<https://doi.org/10.1016/j.pnucene.2022.104143>
- Sun, B., Li, Y., Wang, Z., Yang, D., Ren, Y., & Feng, Q. (2021). A combined physics of failure and Bayesian network reliability analysis method for complex electronic systems. *Process Safety and Environmental Protection*, 148, 698-710.  
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.psep.2021.01.023>
- Wang, G., Xu, T., Tang, T., Yuan, T., & Wang, H. (2017). A Bayesian network model for prediction of weather-related failures in railway turnout systems [Article]. *Expert Systems with Applications*, 69, 247-256. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.10.011>



- Wang, K., Yang, Y., Zhou, J., & Goh, M. (2020). Fuzzy belief propagation in constrained Bayesian networks with application to maintenance decisions [Article]. *International Journal of Production Research*, 58(9), 2885-2903. <https://doi.org/10.1080/00207543.2020.1715503>
- Wang, X., Zhang, Y., Wang, L., Wang, J., & Lu, J. (2019). Maintenance grouping optimization with system multi-level information based on BN lifetime prediction model [Article]. *Journal of Manufacturing Systems*, 50, 201-211. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2019.01.002>
- Wang, Z., Wang, Z., Gu, X., He, S., & Yan, Z. J. A. T. E. (2018). Feature selection based on Bayesian network for chiller fault diagnosis from the perspective of field applications. 129, 674-683.
- Xiao, F., Chen, X., Cheng, J., Yang, S., & Ma, Y. (2022). Establishment of probabilistic prediction models for pavement deterioration based on Bayesian neural network [Article]. *International Journal of Pavement Engineering*. <https://doi.org/10.1080/10298436.2022.2076854>
- Zhang, H., & Marsh, D. W. R. (2018). Generic Bayesian network models for making maintenance decisions from available data and expert knowledge [Article]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability*, 232(5), 505-523. <https://doi.org/10.1177/1748006X17742765>
- Zhang, H., & Marsh, D. W. R. (2021). Managing infrastructure asset: Bayesian networks for inspection and maintenance decisions reasoning and planning [Article]. *Reliability Engineering and System Safety*, 207, Article 107328. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2020.107328>
- Zhang, Q., Zhou, C., Tian, Y.-C., Xiong, N., Qin, Y., & Hu, B. J. I. T. o. I. I. (2017). A fuzzy probability Bayesian network approach for dynamic cybersecurity risk assessment in industrial control systems. 14(6), 2497-2506.
- Zhang, X., Kang, J., & Jin, T. (2014). Degradation modeling and maintenance decisions based on bayesian belief networks [Article]. *IEEE Transactions on Reliability*, 63(2), 620-633, Article 6798765. <https://doi.org/10.1109/TR.2014.2315956>
- Zhang, X., Zhang, G., Wang, J., Li, P., Wu, T., Rong, H., & Yi, K. (2020). Transformer Fault Reasoning Under Relay Protection and Gas Dissolved in Oil Information [Article]. *Gaoya Dianqi/High Voltage Apparatus*, 56(9), 136-143. <https://doi.org/10.13296/j.1001-1609.hva.2020.09.020>