

# Diagnóstico de fallas en procesos industriales mediante inteligencia artificial

## Fault diagnosis in industrial processes through artificial intelligence

Jhon A. RAMÍREZ [1](#); Henry O. SARMIENTO [2](#); Jesús M. LÓPEZ-LEZAMA [3](#)

Recibido: 19/01/2018 • Aprobado: 22/02/2018

### Contenido

- [1. Introducción](#)
- [2. Metodología](#)
- [3. Resultados](#)
- [4. Conclusiones](#)

[Referencias bibliográficas](#)

#### RESUMEN:

Los procesos industriales involucran variables que deben ser gestionadas por sistemas de monitoreo. Diversos estados funcionales en los procesos industriales pueden ser detectados por sistemas de diagnóstico basados en información histórica de las variables y en inteligencia artificial. En este artículo se presenta una revisión sobre el diagnóstico de fallas en procesos industriales mediante inteligencia artificial, se presentan las generalidades, principales estrategias inteligentes utilizadas en el diagnóstico, y un análisis comparativo de los trabajos encontrados en la literatura técnica.

**Palabras-Clave:** Diagnóstico de fallas, Inteligencia artificial, procesos industriales.

#### ABSTRACT:

Industrial processes involve variables that must be managed by monitoring systems. Different functional states in industrial processes can be detected by diagnostic systems based on historical information of the variables and artificial intelligence. This article presents a review on the diagnosis of faults in industrial processes through artificial intelligence; it also presents the generalities, main intelligent strategies used in the diagnosis, and a comparative analysis of the works found in the technical literature.

**Keywords:** Fault diagnosis, artificial intelligence, industrial processes.

## 1. Introducción

Los procesos industriales juegan un papel primordial dentro del sector productivo. Las exigencias de producción han obligado a buscar estrategias como el diagnóstico automático para mantener la producción continua con minimización de fallas en las máquinas. En términos generales, un proceso industrial provee gran cantidad de variables medidas, controladas y manipuladas que asocian no linealidades e incertidumbres (Sarmiento, 2013). Por lo anterior, se hace necesario monitorear las variables, con el fin de adquirir información sobre el comportamiento dinámico del proceso. La información histórica y presente

resultante del monitoreo es utilizada para implementar sistemas inteligentes de supervisión. Dentro del esquema de supervisión se encuentra la detección de las fallas, el diagnóstico y el restablecimiento de las condiciones de operación de acuerdo a criterios de desempeño del proceso (Hurtado, et al., 2016). El diagnóstico a su vez se divide en dos grupos. El primero corresponde a procesos en los cuales se requiere de un modelo explícito mientras que el segundo grupo se apoya en el histórico de datos con información importante de estados funcionales del proceso (Hernández, et al., 2014) (Soualhi, et al., 2013).

La inteligencia artificial (IA) es una disciplina que presenta ventajas en la solución de sistemas complejos o con un entorno bajo incertidumbre; además, permite de manera flexible solucionar problemas multidisciplinarios de manera eficiente mediante diferentes perspectivas (Kose, et al., 2017) y soportar ambientes cooperativos en la toma de decisiones (Khalyasmaa, et al., 2017) (Santos, et al., 2011) (Reyes, et al., 2016). Lo anterior hace que la IA sea una herramienta capaz de resolver el problema de análisis de información histórica de los procesos, encontrando tendencias, patrones, dinámicas, y pronósticos, en grandes volúmenes de datos.

La revisión presentada en este trabajo muestra nuevas perspectivas, y se expone como un soporte para la comunidad académica que se encuentre en el desarrollo de investigaciones dirigidas al diseño de sistemas automáticos para el diagnóstico de fallas en procesos industriales. De igual forma, el trabajo pretende mostrarse en el sector industrial como una tendencia basada en la inteligencia artificial para la detección temprana de fallas, a partir de información histórica de la dinámica de los sistemas productivos. En la actualidad diversos sectores industriales cuentan con sistemas sofisticados de monitoreo que se quedan simplemente en el registro de información sin interpretación de los datos adquiridos; alertando al operador solo ante la falla inminente. Lo anterior presenta el inconveniente de permitir que las máquinas transiten hacia la pérdida de su función, perturbando la confiabilidad del proceso. Con la implementación de estrategias basadas en IA se podría analizar la información histórica adquirida por sistemas de monitoreo, prevenir fallas y programar acciones preventivas de mantenimiento.

En los últimos 10 años se han encontrado diversas revisiones sobre la IA implementada en sistemas para el diagnóstico de procesos industriales. En (Hurtado, et al., 2016), se presenta una revisión sobre el estado de las técnicas de la IA aplicadas al campo de la detección y el diagnóstico de fallas; mostrando además un análisis comparativo de cada técnica, en el que se describen características de robustez, adaptabilidad, costo computacional e identificación de fallas múltiples. Las estrategias basadas en redes neuronales, lógica difusa, y sistemas inmunes se exponen en (Hurtado, et al., 2016), como las principales estrategias para la identificación y el diagnóstico de fallas. En (Uraikul, et al., 2007) se presenta una visión general de los sistemas inteligentes para el monitoreo, control y diagnóstico de procesos a nivel de la ingeniería de sistemas, discutiendo tres enfoques adoptados con frecuencia durante la construcción de sistemas automatizados: enfoque impulsado por datos, enfoque analítico y enfoque basado en conocimiento. De acuerdo a (Uraikul, et al., 2007), el enfoque basado en conocimiento se ha combinado con las técnicas de IA como los sistemas expertos, lógica difusa, aprendizaje automático y reconocimiento de patrones, para adaptar sistemas de monitoreo, control y diagnóstico en la industria de procesos.

Una perspectiva sobre la detección y el diagnóstico automático de fallas en procesos complejos se presenta en (Xuewu & Zhiwei, 2013). La perspectiva está enfocada hacia el uso de información reflejada en el procesamiento de datos y la implementación de la IA y el aprendizaje de máquina. En (Xuewu & Zhiwei, 2013) se resalta la importancia de la comprensión humana para la interpretación de datos y se presenta una división basada en el tipo de información, la cual puede ser representada por modelos, señales o conocimiento del experto. En (Bayar, et al., 2015) se presenta una revisión sobre los sistemas biológicos aplicados al diagnóstico de fallas. En general, se muestra el sistema inmune como una estrategia de IA capaz de realizar tareas de detección, monitoreo, diagnóstico y recuperación de procesos. En el diagnóstico inteligente basado en sistemas biológicos, las fallas y errores son tratadas como enfermedades o cuerpos extraños, los cuales son extinguidos por el sistema inmune, llevando el proceso a la recuperación de las condiciones

de operación deseadas.

Un área de interés en la ingeniería corresponde a la detección de fracturas en sistemas mecánicos. En (Nasiri, et al, 2017) se presenta una revisión sobre 5 estrategias de IA utilizadas para la detección de fracturas en mecanismos. Entre las estrategias utilizadas se mencionan las redes neuronales artificiales, lógica difusa, redes bayesianas, algoritmos genéticos y el razonamiento basado en casos. La ingeniería electrónica también se ha favorecido de la IA para la predicción de fallas y el pronóstico del índice de salud de componentes electrónicos. En (Bhargava, et al., 2014) se presenta una revisión de las principales estrategias de predicción de fallas en las cuales se encuentran las técnicas que utilizan el concepto de *Soft Computing*. Las redes neuronales, lógica difusa y las estrategias neurodifusas se presentan como las principales técnicas usadas para la predicción de fallas y la posterior programación de acciones, que permitan reestablecer la confiabilidad del dispositivo electrónico. Una revisión de los principales algoritmos utilizados para el monitoreo y diagnóstico de fallas se presenta en (Pandian, et al., 2009); entre los algoritmos mencionados se destacan las redes neuronales y los algoritmos genéticos. En general en (Hurtado, et al., 2016), (Uraikul, et al., 2007), (Xuewu & Zhiwei, 2013), (Bayar, et al., 2015), (Nasiri, et al, 2017), (Bhargava, et al., 2014) y (Pandian, et al., 2009) se muestran diversas perspectivas, que involucran la IA en el diseño de sistemas automáticos para el diagnóstico de fallas.

Este trabajo se divide en cuatro secciones. En la primera sección se hace una introducción sobre el diagnóstico de fallas en procesos industriales y las principales técnicas que se emplean en su análisis. En la segunda sección se presenta la metodología utilizada para el proceso de revisión sistemática de la literatura especializada y una breve descripción de las principales técnicas utilizadas en el diagnóstico de fallas. En la sección de pruebas y resultados se presentan los resultados obtenidos en la búsqueda y la clasificación de las técnicas utilizadas en el diagnóstico de fallas. Finalmente, en la última sección se presentan las principales conclusiones derivadas del trabajo.

---

## 2. Metodología

Entendiendo la necesidad de prevenir las fallas en los procesos manteniendo a su vez los índices deseados, en especial la confiabilidad, se propone desarrollar una revisión de estrategias inteligentes implementadas en sistemas para el diagnóstico automático de fallas en procesos industriales; concretamente las estrategias que utilizan información histórica para predicción, clasificación y obtención de estados funcionales en los procesos; y que se implementan por medio de redes neuronales, algoritmos bio-inspirados, lógica difusa o la combinación de las mismas.

Las bases de datos consultadas para la investigación fueron IEEE Xplore, Science Direct, Scielo y Scopus. La búsqueda inició con información sobre el diagnóstico de procesos sin la inclusión de la IA, posteriormente se adicionaron adjetivos a la búsqueda para filtrar la información, por ejemplo: diagnostico automático de procesos. En vista de que la búsqueda no presentaba buenos resultados se decidió cambiar la expresión por diagnóstico inteligente de fallas. Finalmente, la búsqueda presentó mejores resultados al incluir la expresión "inteligencia artificial"; sin embargo, la información mostró algunos trabajos sobre la implementación de la inteligencia artificial en el área de la salud. Para eliminar lo anterior se anexó el sustantivo "falla" en la búsqueda. En las cuatro bases de datos utilizadas se filtró la información en una ventana temporal de 10 años, en este caso, septiembre de 2007 a septiembre de 2017.

### 2.1. Diagnóstico de procesos mediante inteligencia artificial

El diagnóstico automático de procesos se encuentra implementado bajo dos metodologías. La primera de ellas requiere de un modelo explícito del modelo, mientras que la segunda utiliza información histórica de la dinámica del proceso. El diagnóstico basado en modelos explícitos del proceso involucra modelos matemáticos de difícil obtención; además, encontrar la relación matemática entre la falla y el modelo es una tarea compleja debido a la

cantidad de componentes dinámicos que conforman el proceso (Biçen & Aras, 2104). El diagnóstico basado en información de las variables de los procesos permite clasificar y comparar las variables respecto a un valor esperado. Las desviaciones entre el valor de las variables y el valor esperado se procesan por sistemas implementados bajo IA, sistemas que además permiten la incorporación del conocimiento del experto del proceso para discriminar las desviaciones como: anomalías, fallas y errores (Hernández, et al., 2014) (Bayar, et al., 2015). Lo anterior permite obtener estados funcionales que describen fallas o estados intermedios que brindan información del proceso (Ramírez, et al., 2017).

El diagnóstico basado en información histórica del proceso se ha combinado con la IA para diseñar sistemas inteligentes y automáticos caracterizados por robustez ante anomalías (Lemos, et al., 2013). La información histórica del comportamiento dinámico de las variables en los procesos se ha convertido en una herramienta fundamental para el entrenamiento de estrategias inteligentes. Mediante el diagnóstico automático se logra determinar el estado de falla para su posterior intervención, la cual permitirá llevar la(s) salida(s) a las condiciones de diseño deseadas.

Los sistemas para el diagnóstico de procesos basado en la inteligencia artificial presentan dos ventajas importantes. La primera consiste en que el diseño del diagnóstico puede ser ejecutado fuera de línea, es decir, sin alterar los índices de CMD (Confiabilidad, Mantenibilidad y Disponibilidad) del proceso (Ramírez, 2016) (Mora, 2016). La segunda ventaja es que se puede incorporar el conocimiento de los expertos del proceso permitiendo hacer una relación difusa con posibilidad de manejar el concepto de incertidumbre (Sarmiento, et al., 2013).

El esquema convencional para el diagnóstico inteligente de procesos está estructurado por tres componentes: adquisición de señales o histórico de datos, extracción de características, y clasificación de las fallas (Worden, et al., 2011) (Shatnawi & khassaweneh, 2014) (Lei, et al., 2016). En la etapa de adquisición, los datos son registrados por sensores instalados sobre puntos críticos o dinámicos del proceso (Ramírez, et al., 2017). El histórico de datos es utilizado en la etapa de entrenamiento y prueba del diseño. En la extracción de características, los expertos describen rasgos cualitativos de clases semejantes asociadas a estados funcionales que permiten clasificar las fallas. Al esquema anterior se le puede anexar un componente predictivo capaz de anticipar el próximo estado del proceso (Sarmiento, 2013). La predicción de estados funcionales permite programar acciones predictivas antes de la transición a estados de falla.

Durante la sintonización de estrategias inteligentes para el diagnóstico automático, se utiliza el conocimiento del experto humano. El aporte del operador permite crear una asociación cualitativa durante la extracción de características dinámicas del proceso y la generación de consecuentes (acciones de mantenimiento) (Lemos, et al., 2013). Lo anterior permite calificar al operario como el principal actor en la toma de decisiones a nivel industrial ubicándolo en la cima de los sistemas de supervisión (Sarmiento, 2013).

## **2.2. Información histórica del comportamiento dinámico de los procesos**

La información de diversas dinámicas, adquirida por sensores instalados en los procesos, es parte fundamental de los sistemas de monitoreo, supervisión y diagnóstico (Ramírez, et al., 2017). La información es almacenada en bases de datos que terminan por convertirse en registros de gran volumen; en algunos casos los datos se muestran en línea y se supervisan por operadores humanos, en otros casos los datos se almacenan y se menosprecian. En ambos casos y debido a la cantidad de datos adquiridos, se presentan problemas que se sintetizan en el análisis de la información.

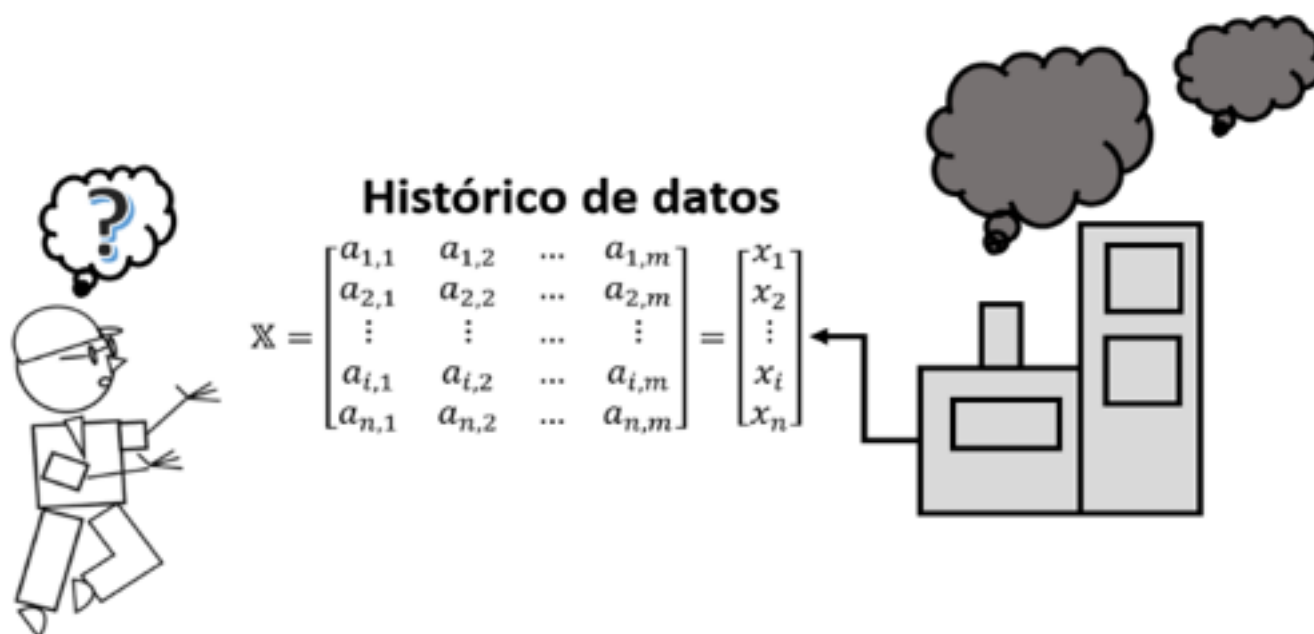
El volumen de los datos registrados en tareas de monitoreo depende del periodo de adquisición de los mismos. Periodos cortos producen bases de datos de gran volumen difícilmente interpretadas por un operador humano, mientras que períodos de adquisición largos provocan pérdida de información que generalmente se encuentra inmersa en eventos esporádicos asociados a las no linealidades de la dinámica de los mecanismos en las

máquinas, y a su desgaste por operación (Ramírez, et al, 2016). Analizar el histórico de datos del proceso presenta ventajas que podrían facilitar la detección temprana de fallas y la programación preventiva de acciones que permitan mantener la confiabilidad del proceso.

La información histórica adquirida del comportamiento dinámico de los procesos es almacenada en una matriz de datos . El tamaño de depende de la cantidad de sensores dispuestos en las máquinas y puntos críticos. Cada fila de corresponde a un vector de datos registrados en un instante de tiempo . La pregunta del operador del proceso es qué hacer con esta información (ver figura 1.); más aún, si el volumen de información se caracteriza por su gran tamaño, y por contener dinámicas ocultas en ciertos vectores que podrían indicar estados o transiciones importantes en el comportamiento del sistema.

**Figura 1**

Operador del proceso versus histórico de datos

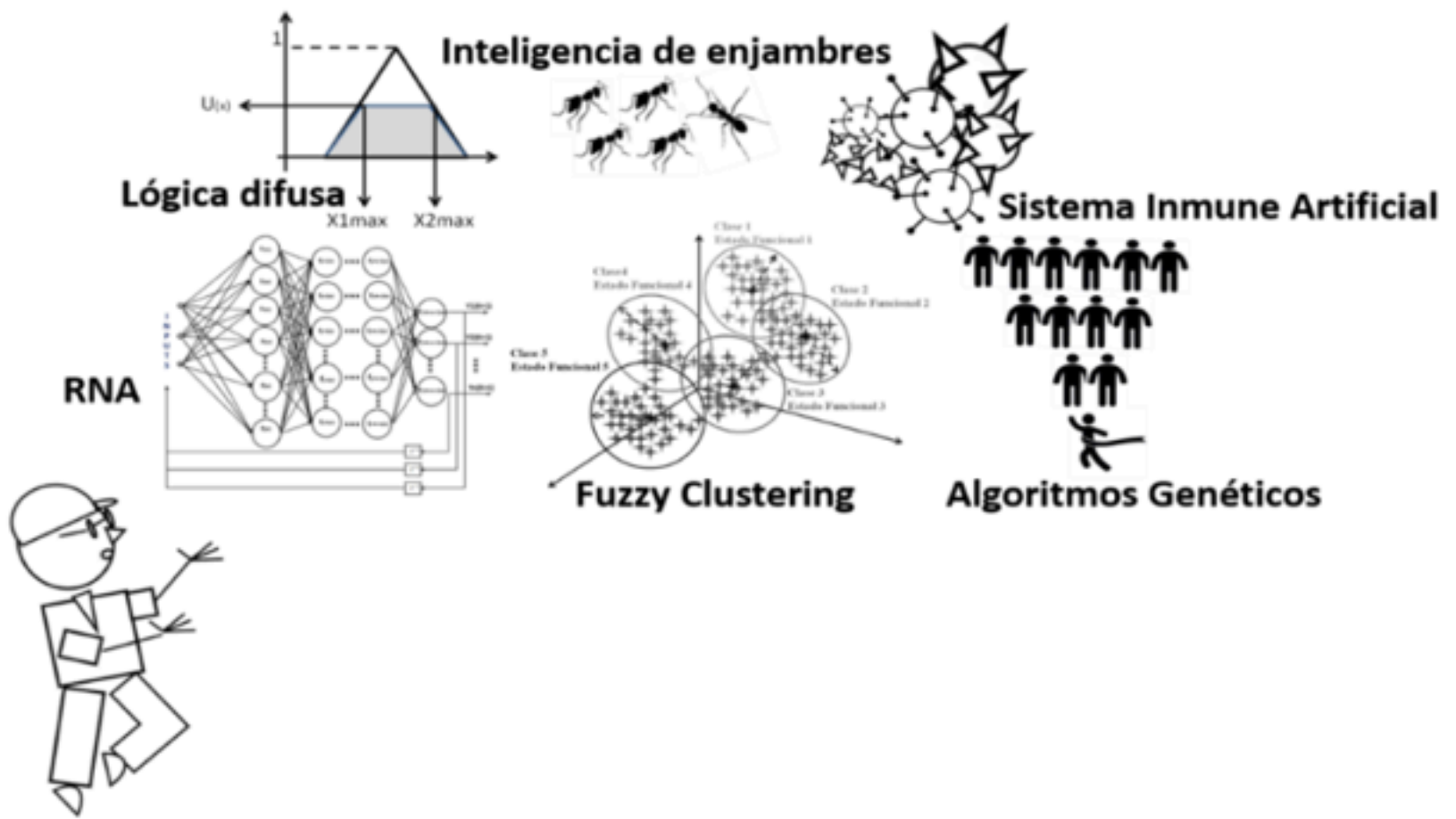


Fuente: Elaboración propia

La pregunta sobre qué hacer con el histórico de datos y la medición presente de las variables en los procesos se puede solucionar a partir de estrategias pertenecientes a la IA. Entre estas estrategias se encuentran: las redes neuronales artificiales, algoritmos bio-inspirados, y lógica difusa. En la actualidad los ingenieros en las plantas pueden disponer de diversas opciones para analizar la información y diseñar sistemas de diagnóstico automático (ver figura 2), aprovechando el histórico de datos y la particularidad de que el diseño se puede realizar fuera de línea, sin intervención sobre el proceso, con solo algunas validaciones en línea para determinar el desempeño del diagnóstico.

**Figura 2**

Operador del proceso versus histórico de datos



Fuente: Elaboración propia.

A continuación, se presenta una breve descripción de cada estrategia inteligente: lógica difusa, redes neuronales, algoritmos bio-inspirados y estrategias combinadas. Una descripción detallada de estas estrategias está fuera del alcance del presente documento. Al final de cada estrategia se referencian algunas de las investigaciones y trabajos sobre el diagnóstico automático.

### 2.3. Estrategias basadas en la lógica difusa



La lógica difusa es una propuesta que busca incorporar en los sistemas de ingeniería el conocimiento expresado en términos lingüísticos o expresiones verbales (Ramírez, et al., 2017). Mientras que en la lógica convencional un elemento  $A$  solo puede pertenecer mediante un grado de pertenencia  $\mu = ([0 \text{ o } 1]$ ; falso o verdadero) a un único conjunto  $X$ , en la lógica borrosa el elemento  $A$  puede pertenecer simultáneamente al conjunto  $X$  y  $Y$  mediante un grado de pertenencia  $\mu_{X(A)} = [0,1]$  y  $\mu_{Y(A)} = [0,1]$ . El grado de pertenencia  $U$  trabaja en todo el intervalo continuo  $[0,1]$  (Jantzen, 2007) y se extiende en general para  $n$  elementos y  $m$  conjuntos mediante funciones de pertenencia.

Una función de pertenencia se define como aquella aplicación que asocia a cada elemento de un conjunto borroso el grado con que pertenece al valor lingüístico asociado (Aguilar-Martín, 2007). Lo anterior permite expresar la pertenencia del elemento  $A$  a los conjuntos  $X$  y  $Y$  mediante la definición alterna mostrada en (1).

$$X = \{(A, \mu_{X(A)}) | A \in U\}; Y = \{(A, \mu_{Y(A)}) | A \in U\}; (\mu_{X(A)}) = [0,1]; (\mu_{Y(A)}) = [0,1] \quad (1)$$

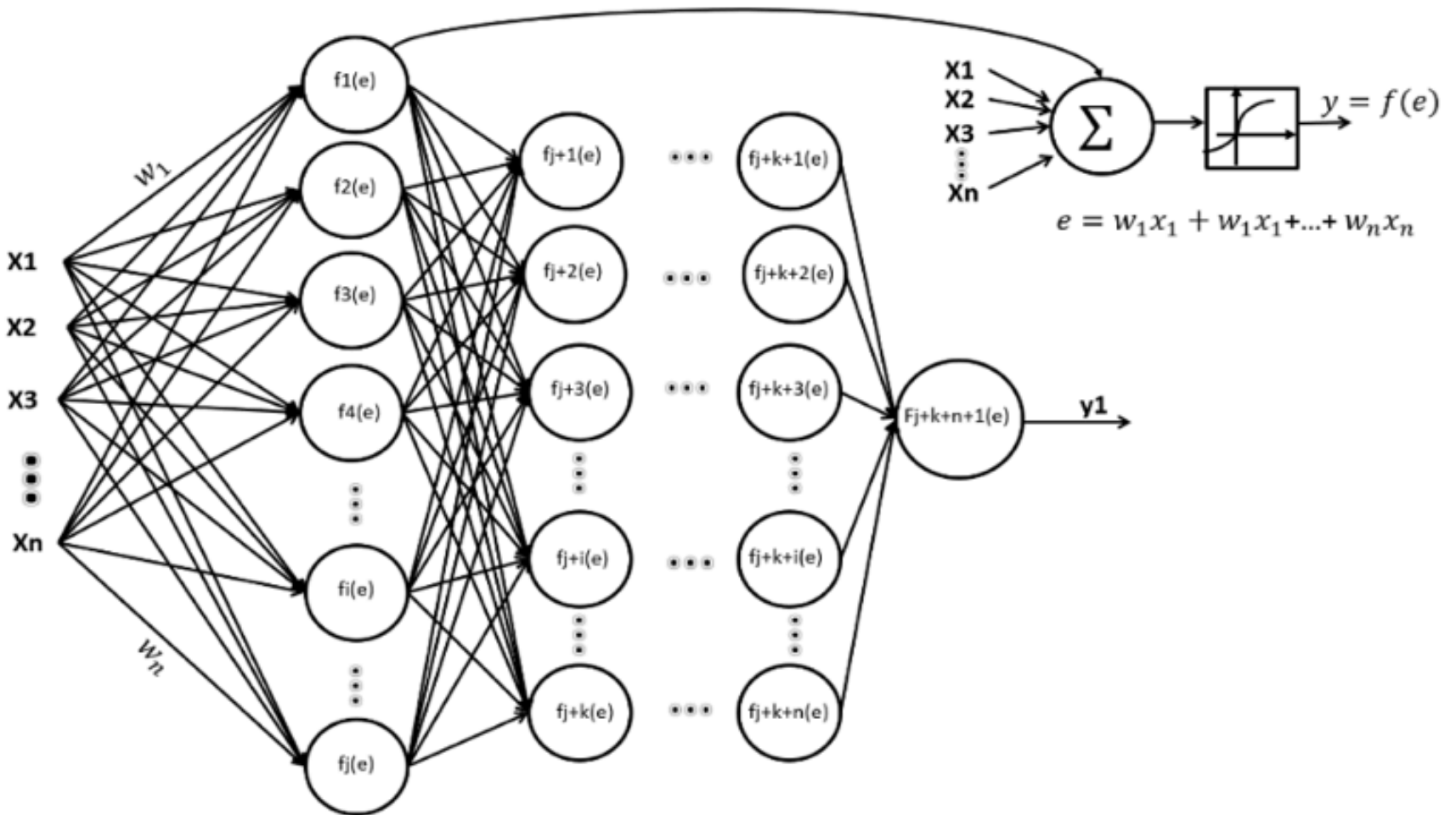
La lógica difusa se ha utilizado en el diseño de sistemas para el diagnóstico automático por medio de estrategias que involucran modelos lineales y no lineales difusos (Zarkovic & Stojkovic, 2017), clasificación difusa (Sarmiento, et al., 2013), programación de mantenimiento a partir de estados funcionales (Ramírez, 2016) y clasificación difusa de señales de vibración para el monitoreo de rodamientos (Otero, et al., 2011). La lógica difusa también ha logrado introducirse en la ingeniería de mantenimiento en estrategias como el mantenimiento basado en condición y el mantenimiento centrado en confiabilidad, basados en el diagnóstico de los modos de falla (Felecia, 2014), (Hernández, et al., 2015), y en modelado difuso para determinar el periodo de mantenimiento de redes eléctricas bajo la confiabilidad del proceso (Escalona, 2013). El éxito de la clasificación difusa de patrones en los sistemas de diagnóstico se debe a que el agrupamiento permite que  $n$  patrones diferentes de la matriz de datos  $\mathbb{X} = [x_1, x_2, x_3 \dots x_n]$  pertenezcan parcialmente a una clase  $C_j$  o a varias clases  $C = [C_1, C_2, C_3 \dots C_n]$  limitada por su respectivo centroides  $c_j$ . Lo anterior permite incrementar el espacio de búsqueda de estados de falla minimizando las restricciones (Ramírez, et al., 2017).

## 2.4. Estrategias basadas en redes neuronales

Las redes neuronales artificiales RNA son estructuras conexionistas inspiradas en la neurona biológica. Las RNA imitan la forma de procesamiento humano tanto en su estructura como en la capacidad de procesamiento paralelo y aprendizaje (Gómez, et al., 2017) (Cruz & Corre, 2017). Dependiendo de la configuración, las RNA pueden cumplir con tareas de reconocimiento, identificación de sistemas lineales y no lineales, predicción, clasificación y control automático de procesos. En el diagnóstico automático las RNA se utilizan como estrategias para la clasificación, modelación y predicción de fallas. Entre las configuraciones de las RNA se destaca la conexión multicapa donde cada unidad funcional neuronal se conecta con las demás por medio de los pesos que se caracterizan por ponderar la señal mediante un peso sináptico. La figura 3 muestra una RNA multicapa y la representación de cada unidad funcional que la conforma.

Las RNA se ha utilizado en el diseño de sistemas para el diagnóstico automático por medio de estrategias que involucran clasificación de fallas. Por ejemplo, una RNA multicapa modular se implementa en (Flores, et al., 2016) para el diagnóstico de fallas en líneas de transmisión eléctrica. En (Cadena, et al., 2008) se implementa una RNA probabilística para la detección de fallas incipientes en transformadores. Un caso similar se muestra en (Delgado, et al., 2013) para la detección fallas en rodamientos, implementando una RNA jerárquica en la etapa de clasificación dentro de un esquema de monitoreo basado en condición. En (Cai, et al., 2014) se presenta un esquema basado en una RNA Bayesiana para la detección de fallas mediante la fusión de información de múltiples fuentes, mientras que en (Jafari, et al., 2014) y (Shatnawi & khassaweneh, 2014) la emisión acústica es utilizada para entrenar una RNA multicapa empleada en el diagnóstico de fallas en las válvulas de un motor de combustión interna. Al igual que en la lógica difusa, las RNA se utilizan como estrategias de agrupamiento y clasificación, permitiendo al experto del proceso definir estados de falla, estado intermedios y estados normales de funcionamiento dentro del diagnóstico automático (Ramírez, et al., 2017).

**Figura 3**  
Red Neuronal Artificial Multicapa



Fuente: Elaboración propia

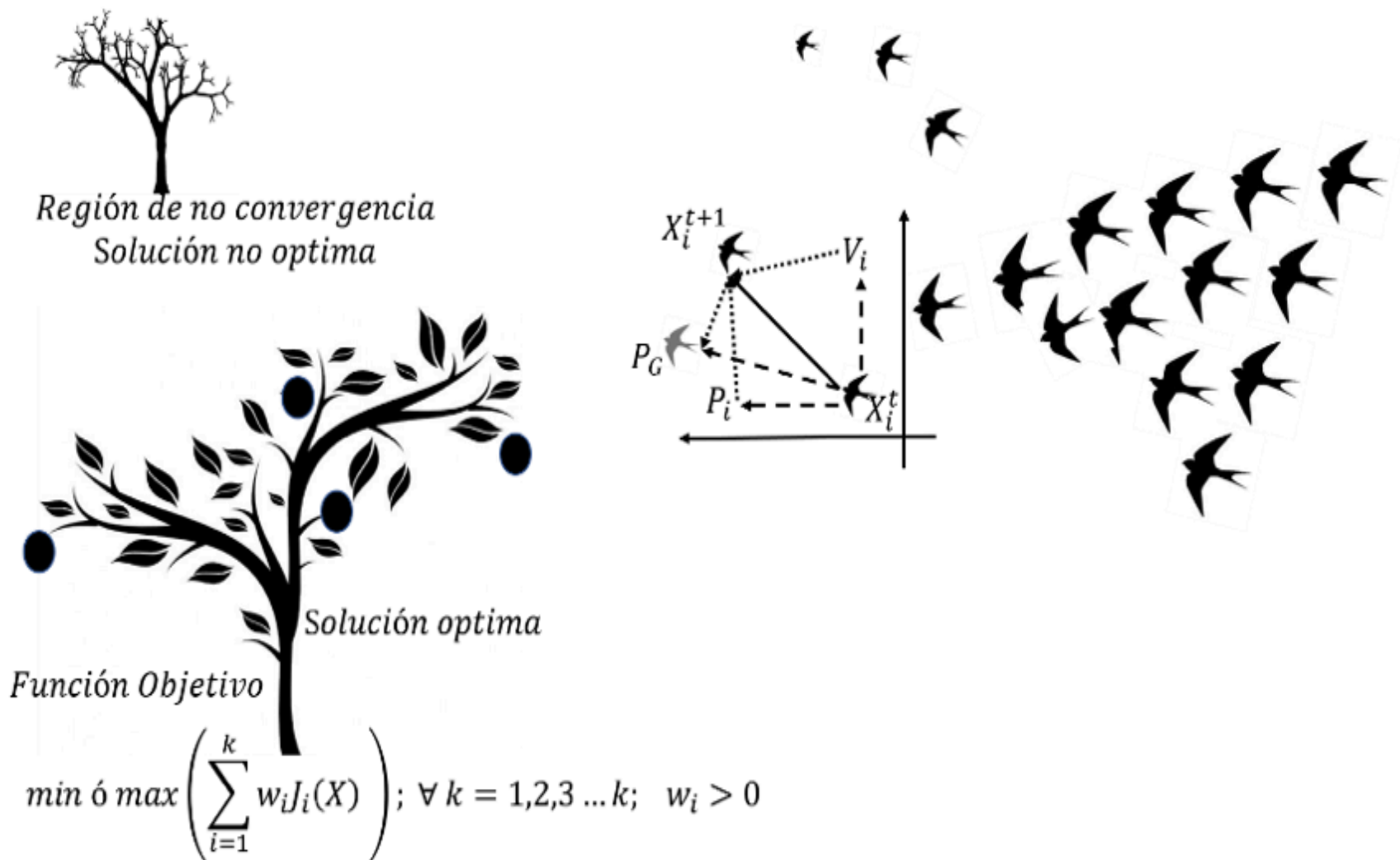
## 2.5. Estrategias bio-inspiradas

Las estrategias bio-inspiradas están fundamentadas en la imitación del comportamiento de seres vivos como bancos de peces, parvadas de aves, colonia de hormigas, y enjambre de abejas. También se tienen evidencias de algoritmos inspirados en estructuras biológicas como: el sistema inmune, la forma de reproducción y el sistema genético del ser humano. La imitación de sistemas biológicos permite diversificar mediante algoritmos los resultados obtenidos en la medida en que se obtiene mejores resultados, extendiendo a su vez el espacio de búsqueda en un espacio dimensional (Flórez, et al., 2018).

La inspiración del comportamiento biológico ha permitido dar solución a problemas complejos flexibilizando aspectos como: manejo de incertidumbre, extensión del espacio de búsqueda, probabilidad, y restricciones. La figura 4 representa un algoritmo PSO (*particle swarm optimization*) en el cual un enjambre formado por la matriz  $X$  contiene la población con las partículas necesarias para dar solución a problemas de búsqueda u optimización. La partícula  $x_i$  es evaluada de acuerdo a una función de aptitud mono o multi-objetivo que mide la capacidad de la partícula en la iteración  $k$  para dar solución al problema. La posición  $P_i$  y velocidad  $V_i$  de la partícula es modificada conforme se evalúa la función de aptitud. El algoritmo PSO imita el comportamiento de parvadas de aves en la forma como buscan su comida y su mejor refugio para pasar la noche.

**Figura 4**  
Esquema gráfico de un PSO





Fuente: Elaboración propia

En el diseño de sistemas de diagnóstico automático de procesos, los algoritmos bio-inspirados se han utilizado para optimizar el diagnóstico. En (Echeverría, et al., 2011) se expone una propuesta para el diagnóstico de fallos en sistemas industriales mediante dos algoritmos bio-inspirados: evolución diferencial y optimización por colonia de hormigas, mediante la implementación de los algoritmos demuestran la robustez de la estrategia ante perturbaciones y rapidez en el diagnóstico. También se han utilizado algoritmos como el inspirado en el sistema inmune para la detección de errores en el diagnóstico de fallas utilizando células NK (*Natural Killer Immune Cell*) como estructuras de detección temprana de errores (Laurentys, et al., 2011). Una propuesta de diagnóstico inverso de fallas se muestra en (Echeverría, et al., 2014), implementando una optimización por medio del algoritmo de colonia de hormigas. Finalmente, en (Dalian, et al., 2015) se presenta una optimización basada en el algoritmo de colonia de abejas que permite encontrar los mejores parámetros de una máquina de soporte vectorial implementada para el diagnóstico de fallas.

## 2.6. Estrategias Combinadas

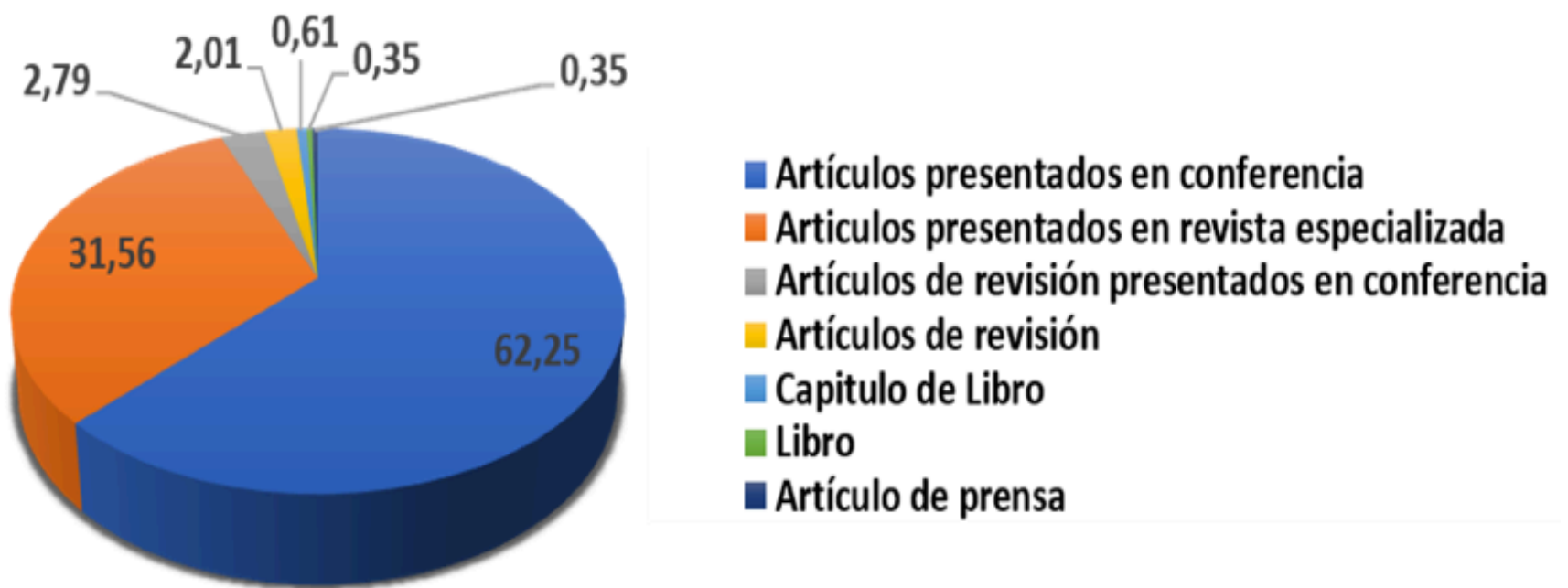
Se trata de estrategias que utilizan más de una técnica de la inteligencia artificial en el diseño del diagnóstico automático de procesos. La combinación de estrategias permite darle robustez al diagnóstico. En (Lemos, et al., 2013) se combina un clasificador difuso con un algoritmo evolutivo, la implementación de las dos estrategias dota al clasificador de adaptación ante nuevos estados del proceso. La combinación de redes neuronales para la predicción y un clasificador difuso se implementan en (Hernández, et al., 2014). La combinación demuestra resultados satisfactorios en la predicción de coagulante y el establecimiento de los estados funcionales en una planta de potabilización de agua. La lógica difusa para la detección de fallas y una RNA probabilística para el diagnóstico son utilizados en (Hernández, et al., 2014) para la supervisión de una red eléctrica. La combinación permite generar un sistema robusto y seguro con la propiedad de detectar fallas simétricas y asimétricas. En (Demetgul, et al., 2011) se combina un algoritmo genético con una RNA. El uso de ambas estrategias permitió configurar de forma rápida y eficiente la estructura

### 3. Resultados

En la presente revisión bibliográfica se mostraron las generalidades y ventajas de trabajar con estrategias perteneciente a la inteligencia artificial para el diseño de sistemas de diagnóstico de procesos. Se presentaron las redes neuronales, lógica difusa, estrategias bio-inspiradas y combinadas, con sus principales aportes y resultados.

La importancia de implementar estrategias de la inteligencia artificial para el diseño de sistemas de diagnóstico se evidencia en la cantidad de publicaciones en conferencias y artículos de investigación presentados en revistas especializadas. En la figura 5 se puede observar el porcentaje de publicaciones de acuerdo al tipo de documento. En los diez años consultados se observa que el mayor número de publicaciones corresponde a artículos presentados en conferencias con un 62.25%, seguido de artículos científicos con un 31.56%. Los trabajos de revisión solo suman el 2,79% de las publicaciones sobre el diagnóstico de procesos mediante la implementación de estrategias de la inteligencia artificial. El gráfico fue consultado en la base de datos Scopus y se obtuvo como resultado un total de 1147 trabajos.

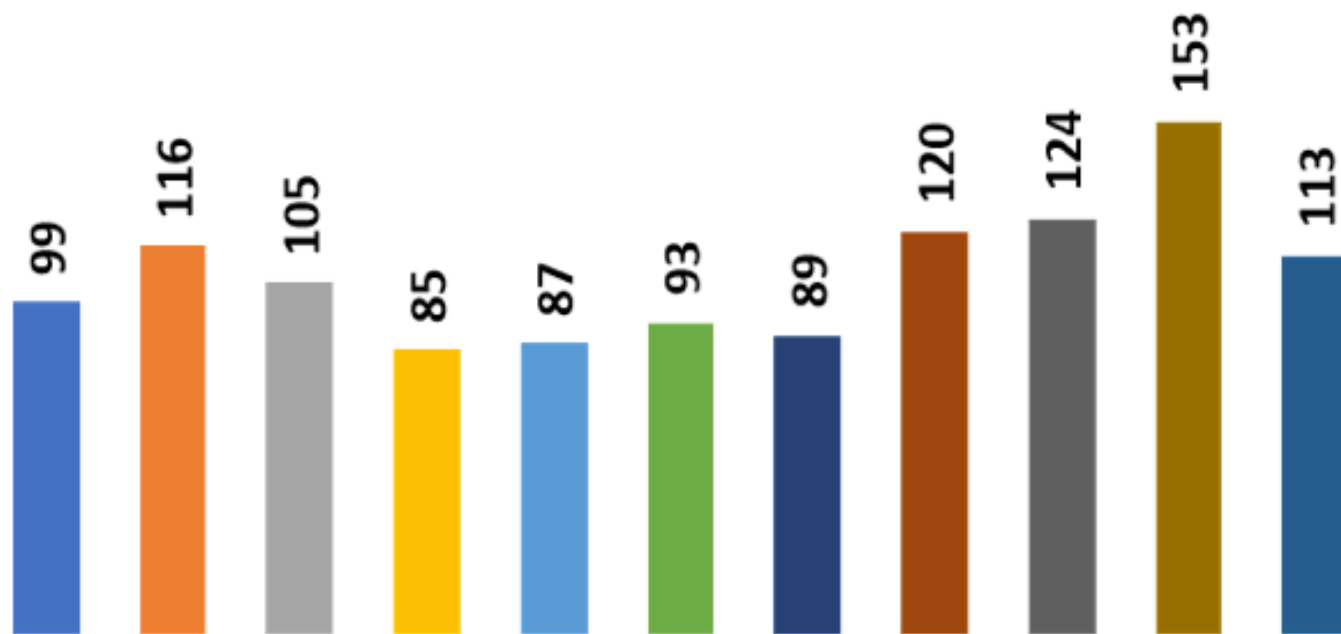
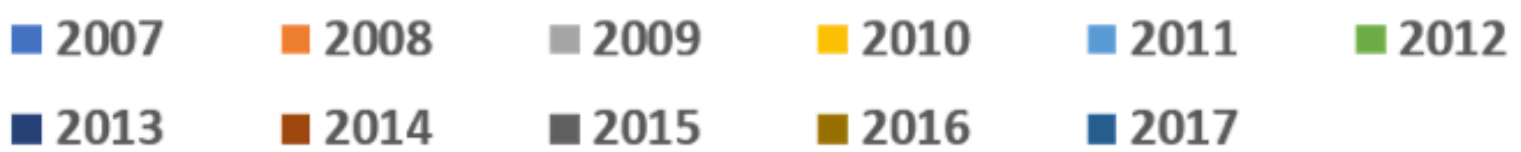
**Figura 5**  
Porcentaje de publicaciones (2007-2017) sobre el diagnóstico de procesos mediante técnicas de la inteligencia artificial



Fuente: Scopus

La figura 6, muestra el número de publicaciones de los últimos diez años consultados. La gráfica se obtuvo como resultado de utilizar en la búsqueda la siguiente sintaxis: "diagnóstico de procesos e inteligencia artificial". Se observa que en los años 2014 a 2015 se generó la mayor cantidad de publicaciones, mientras que en los años 2010 a 2013 las publicaciones no superaron los 100 trabajos. Entre los años 2007 a 2009 se evidencia un estudio favorable del diagnóstico inteligente, en especial en el año 2008. El año 2016 fue el periodo con más publicaciones, disminuyendo en el 2017 a 40 trabajos, sin embargo, la cantidad supera positivamente las 100 publicaciones.

**Figura 6**  
Número de publicaciones (2007-2017) sobre el diagnóstico de procesos mediante técnicas de IA.



Fuente: Scopus

### 3.5. Comparación de técnicas de IA para el diagnóstico de procesos industriales.

La tabla 1 muestra un cuadro comparativo donde se exponen los trabajos e investigaciones utilizados en la revisión bibliográfica; y en los cuales se utilizaron estrategias de IA para el diagnóstico de fallas en procesos industriales. La recopilación mostrada a continuación muestra el objetivo de cada investigación reportada, así como el sistema sobre el cual se implementó la estrategia y hallazgos importantes en los resultados.

**Tabla 1**  
Comparación de técnicas de IA para el diagnóstico de procesos industriales.

Referencia	Objetivo	Sistema o Modelo	Hallazgos importantes
(Zarkovic & Stojkovic, 2017)	Presentar una metodología basada en la inteligencia artificial para la detección y clasificación de fallas.	Trasformador de potencia	La propuesta se presenta como un soporte para la toma de decisiones en el CBM
(Sarmiento, et al., 2103)	Estimar los estados funcionales de un proceso complejo.	Conductor eléctrico. Caldera.	La estrategia presenta buen desempeño en sistemas con dinámica lenta ante perturbaciones.
(Ramírez, 2016)	Establecer los estados funcionales de un sistema de producción de aire medicinal.	Sistema de producción de aire medicinal.	La estrategia permite programar acciones de manteniendo antes de la ocurrencia de la falla.
(Otero, et al., 2011)	Implementar un clasificador difuso para el monitoreo de rodamientos	Motor de inducción.	Robustez de la lógica difusa para clasificar patrones de espectro de frecuencia.

(Escalona, 2013)	Obtener un modelo difuso para establecer el periodo e mantenimiento en líneas aires de distribución.	Líneas aéreas de distribución	Robustez de la lógica difusa para el manejo de información imprecisa y con incertidumbre.
(Felecia, 2014)	Diseñar una estrategia para la programación de mantenimiento bajo confiabilidad y lógica difusa.	Empresa de fabricación de hilos	La estrategia permite elegir qué tipo de acción de mantenimiento requieren los mecanismos de la empresa.
(Hernández, et al., 2015)	Diseñar un sistema de detección y diagnóstico de fallas	Caldera acuatubular	La estrategia puede ser expandida para cualquier sistema debido a que es una metodología ajustable.
(Cadena, et al., 2008)	Implementar una RNA probabilística para la detección de fallas incipientes en transformadores	Transformador eléctrico	Diagnóstico aproximado de lo que sucede al interior del transformador.
(Flores, et al., 2016)	Implementar una RNA multicapa modular para el diagnóstico de fallas en línea de transmisión	Líneas de transmisión eléctricas	Estructura RNA modular que permite hacer un diagnóstico de fallas por elemento, zona o por todo el contexto eléctrico.
(Delgado, et al., 2013)	Detectar fallas de rodamientos por medio de un esquema de monitoreo basado en condición implementando funciones de tiempo estadísticas y redes neuronales.	Motor de inducción con freno controlado	La estrategia permite detectar fallas locales y fallas distribuidas.
(Shatnawi & khassaweneh, 2014).	Diagnosticar las fallas en motores de combustión interna usando una red neuronal extendida.	Motor de combustión interna	Estrategia adaptativa a partir de la adición de nuevos nodos en la red sin alterar la red previamente construida.
(Cai, et al., 2014)	Diagnosticar las fallas de una bomba de calor mediante la fusión de información de múltiples fuentes y una RNA Bayesiana.	Bomba de calor	La implementación permite la fusión de información de múltiples fuentes permitiendo la corrección de diagnósticos incorrectos.
(Jafari, et al., 2014).	Diagnosticar las fallas en las válvulas de un motor de combustión Interna usando emisión acústica y una RNA.	Motor de combustión interna	La estrategia permite encontrar en la falla, el daño y su ubicación.
(Echeverría, et al., 2011)	Proponer una estrategia para el diagnóstico de fallos en sistemas industriales mediante el uso de estrategias bio-inspiradas.	Sistema de dos tanques de nivel	Diagnóstico rápido en cuanto a la detección de fallas y robusto ante perturbaciones
	Presentar una estrategia		Mejoras considerables de la

(Laurentys, et al., 2011)	novedosa para la detección del comportamiento de fallas mediante un algoritmo artificial inmune.	Actuador Industrial	compensación entre la tasa de detección y la tasa de falas alarmas.
(Echevarría, et al., 2014),	Formular una metodología para el diagnóstico inverso de fallas implementando el algoritmo de optimización por colonia de hormigas.	Péndulo Invertido	Diagnóstico inverso de fallas. Diagnóstico robusto y sensible con tiempo de procesamiento adecuado.
(Dalian, et al., 2015)	Diagnosticar las fallas en una caja de cambio mediante la optimización de una máquina de soporte vectorial con el algoritmo por colonia de abejas.	Caja de engranajes	Menor costo computacional y mejor precisión frente a los algoritmos genéticos,
(Lemos, et al., 2013).	Presentar un enfoque para la detección y el diagnóstico adaptativo de fallas.	Actuador industrial	Diagnóstico adaptativo
(Hernández, et al., 2014)	Diagnosticar las fallas en una planta de tratamiento de agua mediante la metodología LAMBDA.	Planta de tratamiento de agua	Modelación no lineal y predicción mediante RNA. La combinación de estrategias puede llevar a mejorar la calidad del proceso.
(Hernández, et al., 2014)	Presentar una metodología para la supervisión de una red eléctrica implementado Lógica difusa y RNA	Red eléctrica	La combinación de la lógica difusa y la RNA produce un Diagnostico robusto y seguro permitiendo detectar fallas simétricas y asimétricas.
(Demetgul, et al., 2011)	Diagnosticar las fallas en una planta de embotellamiento usando una RNA genética.	Planta de embotellamiento	Es posible implementar con cambios menores la estrategia para cualquier sistema. La combinación del algoritmo genético con la RNA permitió configurar la mejor estructura neuronal.

## 4. Conclusiones

En este artículo se presentó una revisión sobre el diagnóstico inteligente de fallas en procesos industriales mediante IA. En la revisión se pudo encontrar que la implementación de estrategias como las redes neuronales, lógica difusa, algoritmos bio-inspirados y estrategias combinadas; para el diagnóstico de procesos, se presentan como una alternativa que brinda robustez, adaptabilidad y seguridad en la detección de fallas.

La importancia de la implementación de estrategias de IA para el diseño de sistemas de diagnóstico de procesos, se evidencia en la extensa cantidad de trabajos e investigaciones presentados en conferencias y revistas especializadas. Además, los sistemas de diagnóstico inteligente basados en información histórica de los procesos industriales presentan la ventaja que pueden ser diseñados fuera de línea, sin alterar el nivel de producción.

Dentro de las implementaciones encontradas en la revisión se evidencia que la clasificación de patrones mediante estrategias como el agrupamiento difuso o la clasificación mediante



redes neuronales, son claves para el establecimiento de estados funcionales definidos por el operador experto del proceso. Lo anterior indica que es indispensable la participación del experto humano dentro del diseño, implementación y mantenimiento del diagnóstico inteligente.

En la revisión bibliográfica se encontró que las redes neuronales y la lógica difusa son implementadas para establecer estados funcionales, modelación no lineal, y predicción para la posterior programación del mantenimiento dentro del esquema diagnóstico. Con las estrategias combinadas se evidenció la capacidad de dotar de adaptabilidad al diagnóstico. Finalmente, los resultados obtenidos con el uso de algoritmos bio-inspirados, indicaron optimización del diagnóstico inteligente, minimizando errores en la detección de fallas del proceso.

---

## Referencias bibliográficas

- Aguilar-Martín, J. (2007). *Inteligencia Artificial para la Supervisión de Procesos Industriales*. Mérida, Venezuela: ULA, 1a edición.
- Abid, A., Khan, M., Khan, M., S. (2017). *Multidomain Features-Based GA Optimized Artificial Immune System for Bearing Fault Detection*. IEEE Transactions on Systems, Man, And Cybernetics: Systems.
- Bayar, N., Darmoul, S., Hajri-Gabouj, S., Pierreval, H. (2015). Fault detection, diagnosis and recovery using Artificial Immune Systems: A review. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 46, pp. 43–57.
- Bhargava, C., Banga, V., Singh, Y. (2014). *Failure Prediction and Health Prognostics of Electronic Components: A Review*. [Engineering and Computational Sciences \(RAECS\)](#), UIET Panjab University Chandigarh, India.
- Biçen, Y., Aras F. (september, 2014). *Intelligent Condition Monitoring Platform Combined with Multi-Agent Approach for Complex Systems*. IEEE Environmental Energy and Structural Monitoring Systems (EESMS). Naples, Italy.
- Cadena, J., Cadena, J., Pérez, S. (2008). Aplicación de redes neuronales probabilísticas en la detección de fallas incipientes en transformadores. *Scientia et Technica*, 39, pp. 48-53.
- Cai, B., Liu, Y., Fan, Q., Zhang, Y., Liu, Z., Yu, S., Ji, R. (2014). Multi-source information fusion based fault diagnosis of ground-source heat pump using Bayesian network. *Applied Energy* 114, pp. 1–9.
- Dalian, Y., Yilun, L., Songbai, L., Xuejun, L., Liyong, M. (2015). Gear fault diagnosis based on support vector machine optimizad by artificial bee colony algorithm. *Mechanism and Machine Theory* 90, pp. 219–229.
- Delgado, M., Cirrincione, G., Garcia, A., Ortega, J., Henao, H. (2013). Bearing Fault Detection by a Novel Condition-Monitoring Scheme Based on Statistical-Time Features and Neural Networks. *IEEE TRANSACTIONS ON INDUSTRIAL ELECTRONICS*, 30 (8), pp. 3398-3407.
- Demetgul, M., Unal, M., Tansel, I.N., Yazıcıoğ˘lu, O. (2011). Fault diagnosis on bottle filling plant using genetic-based neural network. *Advances in Engineering Software* 42, pp. 1051–1058.
- Echevarría, L., De Campos, H., Becceneri, J., Da Silva, J., Llanes, O. (2014). The fault diagnosis inverse problem with Ant Colony Optimization and Ant Colony Optimization with dispersión. *Applied Mathematics and Computation* 227, pp. 687–700.
- Escalona, L. W., Jiménez, C. J., Ferrera, A. J., Arteaga, F. J. (2013). Diseño de sistema para la detección de fallas en planta compresora con mantenimiento centrado en confiabilidad usando lógica difusa. *Ingeniería UC*, 10 (1), pp. 1-9.
- Felecia., (2014). Fuzzy Logic Reliability Centered Maintenance. *Jurnal Teknik Industri/JTI*, 16 (2), pp. 121-126.
- Flores, A., Quiles, E., García E., Morant, F. (2016). Fault Diagnosis of Electric Transmission Lines Using Modular Neural Networks. *IEEE Latin America Transactions*. 14(8), pp. 3663-

- Flórez, E., Díaz, N., Gómez, W., Bautista, L., Delgado, D. (2018). Evaluación de algoritmos bioinspirados para la solución del problema de planificación de trabajos. *I+D Revista de Investigaciones*, 11(1) pp. 142-155.
- Gómez, Julieth., Simancas, J., Acosta, M., Meléndez, F., Vélez, J. Algoritmo de reconocimiento de comandos de voz basado en técnicas no-lineales. *Revista Espacios*. Vol. 38, Año 2017, Número 17, Pág. 4.
- Hernández, C., Nieto, J., Carrum, E. (2014). Detección y diagnóstico de fallas en sistemas eléctricos de potencia (SEP) combinando lógica difusa, métricas y una red neuronal probabilística. *Research in Computing Science*, 72, pp. 47-59.
- Hernández, M., Sandoval, A., Valencia, F. (2015). Sistema difuso para la detección y diagnóstico de falla en la generación a vapor. *Scientia et Technica*, 20(1), pp. 4-9.
- Hernández, H., Camas J., Medina, A., Pérez, M., Le Lann, M. (2014). Fault Diagnosis by LAMDA Methodology Applied to Drinking Water Plant. *IEEE Latin America Transactions*, 12 (6), pp. 985-990.
- Hurtado L., Villarreal E., Villarreal L. (2016). Detección y diagnóstico de fallas mediante técnicas de inteligencia artificial, un estado del arte. *DYNA* 83 (199), pp. 19-28.
- Jafari, S., Mehdigholi, H., Behzad, M. (2014). Valve Fault Diagnosis in Internal Combustion Engines Using Acoustic Emission and Artificial Neural Network. *Hindawi Publishing Corporation, Shock and Vibration*, 2014, pp. 1-9.
- Jantzen, J. (2007). *Foundation of fuzzy control*, Chichester. England: John Wiley & Sons Ltd.
- Khalyasmaa, S., Eroshenko, A. (2017). *The Analysis of Efficiency of Artificial Intelligence Methods Application for an Assessment of Feasibility of Scientific and Technical Decisions. Soft Computing and Measurements (SCM), 2017 XX IEEE International Conference on*. St. Petersburg, Russia.
- Kose, U., Vasant, P. (2017). *Fading Intelligence Theory: A Theory on Keeping Artificial Intelligence Safety for the Future. Artificial Intelligence and Data Processing Symposium (IDAP), 2017 International*, Malatya, Turkey.
- Laurentys, C., Palhares, R., Caminhas, W. (2011). A novel Artificial Immune System for fault behavior detection. *Expert Systems with Applications* 38, pp. 6957-6966.
- Lei, Y., Jia, F., Lin, J., Xing, S., Ding, S. (2016). An Intelligent Fault Diagnosis Method Using Unsupervised Feature Learning Towards Mechanical Big Data. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 63 (5), pp. 3137-3147.
- Lemos, A., Caminhas, W., Gomide, F. (2013). Adaptive fault detection and diagnosis using an evolving fuzzy classifier. *Information Sciences*, 220, 64-85.
- Lídice, C., Orestes, Santiago., Antonio J. Silva, N. (2011). A proposal to fault diagnosis in industrial systems using bio-inspired strategies. *Ingeniare*, 19 (2), pp. 240-252.
- Mora, A. (2016). *Mantenimiento industrial efectivo*. Medellín, Colombia: COLDI LTDA.
- Nasiri, S., Khosravani, M., Weinberg, K. (2017). Fracture mechanics and mechanical fault detection by artificial intelligence methods: A review. *Engineering Failure Analysis*, 81, pp. 270-293.
- Otero, F., Pardo, J., Quiroga, J. (2011). Clasificador difuso de señales de vibración para el monitoreo de rodamientos. *Revista de Ingeniería. Universidad de los Andes*. 35, pp. 20-26.
- Pandian, A., Ali, A. (2009). *A Review of Recent Trends in Machine Diagnosis and Prognosis Algorithms*. World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing (NaBIC 2009). Coimbatore, India.
- Ramírez J, A. (2016). *Diagnóstico Inteligente de las Variables para el Control de Calidad de la Producción de Aire Medicinal del Hospital Manuel Uribe Ángel*. Monografía para obtener título de Especialista en Gerencia de Mantenimiento, Universidad de Antioquia, Medellín, Colombia.
- Ramírez, J., Sarmiento, H., López J. (2017). Diseño de un Clasificador Difuso para el

Establecimiento de los Estados Funcionales de un Sistema de Producción de Aire Medicinal. *Revista Información Tecnológica*, 28(6), pp. 147-160.

Sarmiento, H. (2013). *Metodología para el establecimiento y ponderación automática de conexiones entre estados funcionales de un proceso como herramienta para el diagnóstico y la predicción de fallos*. (Tesis de Doctorado), Departamento de Ingeniería, Universidad de Antioquia, Medellín, Colombia.

Sarmiento, H., Isaza, C., Kempowsky, T. (2013). Estimación de estados funcionales en procesos complejos con base en agrupamiento difuso. *Información Tecnológica*, 2(24), pp. 79-98.

Shatnawi, Y., Al-khassaweneh, M. (2014). Fault diagnosis in internal combustion engines using extension neural network. *IEEE Transactions on Industrial*, 61 (3), pp. 1434-1443.

Soualhi, A., Clerc, G., Razik, H. (2013). Detection and Diagnosis of Faults in Induction Motor Using an Improved Artificial Ant Clustering Technique. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 60 (9), pp. 4053-4062.

Reyes, Y., Claro, A., Martínez, N., Hernández, A. (2016). Agrupamiento conceptual lógico combinatorio: una alternativa para la toma de decisiones. *Inteligencia Artificial* 19(57), pp. 82-96.

Ruz, J., Sánchez, E., Suárez, D. (2008). Algoritmo de Entrenamiento Optimo para Diseñar una Memoria Asociativa de Diagnostico de Fallas. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial*, 5 (1), pp. 115-123.

Santa Cruz R., Correa, C. (2017). Intermittent demand forecasting with time series methods and artificial neural networks: A case study. *Revista DYNA*, 84(203), pp. 9-16.

Santos, M. (2011). Aplicaciones Exitosas de Control Inteligente a Casos Reales. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática industrial*, 00, pp. 1-8.

Uraikul, V., Chan, C., Tontiwachwuthikul, P. (2007). Artificial intelligence for monitoring and supervisory control of process Systems. *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 20, pp. 115-131.

Vasičkaninová, A., Bakošová, M., Kmeťová, J. (mayo, 2014). *Fuzzy Control of a Heat Exchanger Using Fuzzy C-Means Clustering Algorithm*. 41st International Conference of Ssche, Tatranské Matliare, Slovakia

Worden, K., Staszewski, W., Hensman, J. (2011). Natural computing for mechanical systems research: A tutorial overview. *Mech. Syst. Signal Process.*, 25 (1), pp. 4-111.

Xu, D., Zhiwei, G. (2013). From model, signal to knowledge: a data driven perspective of fault detection and diagnosis. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 9 (4). pp. 2226-2238.

Zarkovic, M., Stojkovic, Z. (2017). Analysis of artificial intelligence expert systems for power transformer condition monitoring and diagnostics. *Electric Power Systems Research*, 149, pp. 125-136.

---

1. Especialista en Gerencia de Mantenimiento, Universidad de Antioquia, Ingeniero en Instrumentación y Control. Docente de la Facultad de ingeniería, Politécnico Colombiano Jaime Isaza Cadavid. E-mail: [jhon\\_ramirez91081@elpoli.edu.co](mailto:jhon_ramirez91081@elpoli.edu.co)

2. Doctor en Ingeniería Electrónica Universidad de Antioquia, Docente de la Facultad de Ingeniería, Politécnico Colombiano Jaime Isaza Cadavid. E-mail: [hosarmiento@elpoli.edu.co](mailto:hosarmiento@elpoli.edu.co)

3. Doctor en Ingeniería Eléctrica, Docente del Departamento de Ingeniería Eléctrica, Facultad de Ingeniería, Universidad de Antioquia. E-mail: [jmaria.lopez@udea.edu.co](mailto:jmaria.lopez@udea.edu.co)

---