



*Trabajo final presentado
en opción al Título de
Máster en Automática*

Autor: Reynier Ramírez Leyva.

Tutores: Dr. C. Guillermo González Yero

Dra. C. Mercedes Ramírez Mendoza

Santiago de Cuba

2022



*Trabajo final presentado en
opción al Título de Máster en
Automática*

Título: Estimación del tiempo de vida útil restante para las válvulas asta-tapón en el vaciado continuo de acero.

Autor: Reynier Ramírez Leyva.

Tutor: Dr. C. Guillermo González Yero
Dra. C. Mercedes Ramírez Mendoza

Resumen

La estimación de la vida útil restante de un sistema, subsistema o componente en una acería es valiosa, debido a que existen elementos claves que inciden en la secuencialidad del proceso y esta es determinante en la efectividad de la producción. En el ciclo de fabricación, la máquina de vaciado continuo de acero es un área esencial que utiliza válvulas conformadas por materiales refractarios para el control ininterrumpido del flujo de metal líquido que entra a los moldes. Las mismas están expuestas a altas temperaturas y condiciones físico-químicas agresivas, que propician perturbaciones de lento desarrollo como son la erosión y la obstrucción. Esas perturbaciones pueden afectar la operación adecuada de la válvula y reducir el tiempo de vaciado deseado. Este trabajo tiene como objetivo el pronóstico del tiempo de vida útil restante de las válvulas del tipo asta-tapón ante la presencia de erosión y obstrucción en sus diferentes grados. Para ello, se utilizaron datos históricos de las variables más representativas de dichos fenómenos, conjuntamente con el uso de la herramienta ANFIS del Matlab® que combina las bondades de las redes neuronales y las de los sistemas de inferencia borrosos. El modelo obtenido es capaz de estimar la vida útil restante de las válvulas asta-tapón con una precisión de un 89.8 %, para el caso de estudio. La futura implementación de la propuesta considerará un entrenamiento combinado del modelo, lo que sería muy conveniente para mantener una buena precisión del sistema de inferencia borroso, utilizando nuevos datos del proceso.

Abstract

The estimation of the remaining useful life of a system, subsystem or component in a steel mill is valuable, because there are key elements that affect the sequence of the process and this is decisive in the effectiveness of production. In the manufacturing cycle, the continuous steel casting machine is an essential area that uses valves made of refractory materials for controlling the uninterrupted flow of liquid metal entering the molds. They are exposed to high temperatures and aggressive physical-chemical conditions, which favor slow disturbances such as erosion and clogging. These disturbances can affect the proper operation of the valve and reduce the desired emptying time. The aim of this work is to predict the remaining useful life time of stopper rod valves in the presence of erosion and clogging in its different degrees. For this, historical data of the most representative variables of these phenomena were used, together with the use of the Matlab® ANFIS tool that combines the benefits of neural networks and those of fuzzy inference systems. The model obtained is capable of estimating the remaining useful life of the stopper rod valves with an accuracy of 89.8 %, for the study case. The future implementation of the proposal will consider a combined training of the model, which would be very convenient for maintaining a good precision of the fuzzy inference system, using new process data.

Índice

INTRODUCCIÓN-----	1
CAPÍTULO 1: FUNDAMENTOS TEÓRICOS ACERCA DE LA ESTIMACIÓN DEL TIEMPO DE VIDA ÚTIL RESTANTE PARA VÁLVULAS ASTA-TAPÓN-----	7
1.1 Descripción del proceso de vaciado continuo -----	8
1.2 Transformaciones en el perfil de la válvula de control asta-tapón-----	11
1.2.1 Fenómeno de erosión-----	12
1.2.2 Fenómeno de obstrucción -----	14
1.3 Proceso de diagnóstico-pronóstico-----	16
1.3.1 Relación entre pronóstico y diagnóstico-----	18
1.4 Definición de Pronóstico -----	19
1.5 Tareas de pronóstico -----	22
1.6 Clasificación de modelos para el pronóstico-----	26
1.6.1 Modelos basados en conocimiento -----	29
1.6.2 Modelos de esperanza de vida -----	30
1.6.3 Redes neuronales artificiales-----	31
1.6.4 Lógica borrosa -----	37
Conclusiones de capítulo-----	44
CAPÍTULO 2 DISEÑO DE UNA HERRAMIENTA PARA EL PRONÓSTICO DE TIEMPO DE VIDA ÚTIL RESTANTE DE VÁLVULAS ASTA-TAPÓN-----	44
2.3 Selección de las variables más representativas de los fenómenos de erosión y obstrucción-----	46
2.4 Distribución y normalización de los datos -----	48
2.5 Diseño del modelo ANFIS-----	51
2.7 Evaluación del desempeño de la herramienta diseñada-----	58
CONCLUSIONES -----	63
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS-----	64
ANEXOS -----	69

Lista de Figuras

Figura 1 Esquema tecnológico de la instalación de vaciado continuo de acero en ACINOX-Las Tunas.....	9
Figura 2 Característica de la válvula asta-tapón [27].....	12
Figura 3 Ejemplo de erosión de la SR en la colada.....	14
Figura 4 Ejemplo de obstrucción de la SR en la colada	16
Figura 5 Representación del proceso diagnóstico-pronóstico [31].....	17
Figura 6 Curva de degradación de salud de un componente	24
Figura 7 Pasos básicos para la obtención de un pronóstico y su relación con el diagnóstico	25
Figura 8 Categorías de modelos para la estimación de vida útil restante.....	27
Figura 9 Red neuronal de alimentación directa	32
Figura 10 Comportamiento de un nodo simple.....	32
Figura 11 Red neuronal recurrente.....	34
Figura 12 Red neuronal de retardo de tiempo	34
Figura 13 Ejemplos de funciones de pertenencia... ..	41
Figura 14 Interfaz ANFIS.....	52
Figura 15 Ventana de configuración del FIS.....	53
Figura 16 Estructura de la red neuronal resultante.....	54
Figura 17 Entrenamiento con el método híbrido en 35 épocas.....	55
Figura 18 Entrenamiento con el método de retropropagación del error en 35 épocas... ..	55
Figura 19 Universo discurso de la variable CambiosSR.....	57
Figura 20 Universo discurso de la variable GananciaSR.....	57
Figura 21 Comportamiento del RUL estimado frente al real en la colada E7	58
Figura 22 Comportamiento del RUL estimado frente al real en la colada E8.....	59
Figura 23 Comportamiento del RUL estimado frente al real en la colada E22.....	59

Figura 24 Comportamiento del RUL estimado frente al real en la colada O2	60
Figura 25 Comportamiento del RUL estimado frente al real en la colada O6	60
Figura 26 Comportamiento del RUL estimado frente al real en la colada O12	61

Lista de Tablas

Tabla 1 Varias definiciones de pronóstico	20
Tabla 2 Clasificación de los eventos de erosión y obstrucción.....	48
Tabla 3 Errores de los métodos de optimización del ANFIS.....	56
Tabla 4 MAPE y RMSE de las coladas seleccionadas para la evaluación de desempeño.....	62

INTRODUCCIÓN

Los aceros se utilizan para diversas aplicaciones, por ejemplo: en los equipos electrodomésticos, en la construcción y en la industria en general. Su resistencia a la corrosión y otras propiedades hacen del acero un material muy necesario para satisfacer diversas necesidades [1].

La producción mundial de acero comenzó a ser significativa hacia finales del siglo XIX, alcanzando su masividad realmente en la segunda mitad del siglo XX. Las primeras ideas de vaciar los metales en forma continua se remiten a fines del siglo XIX, siendo Bessemer un protagonista importante en la serie de patentes de invención que se registraron por esa época [2].

En los últimos años, la comunidad científica internacional y nacional han mostrado un creciente interés en el perfeccionamiento de las diferentes técnicas que se utilizan para la supervisión y control de disímiles procesos, fundamentalmente los procesos industriales.

La ingeniería de control en las plantas industriales propicia la realización de innovaciones y aporta métodos de diseño para la optimización de los procesos. Su aplicación en la industria del acero ha jugado un papel importantísimo, tanto en el aumento de la calidad, como en la eficiencia de las producciones [3].

Con la crisis energética en años recientes, la racionalización de líneas de producción automática y mecánica ha reducido el costo del producto y ha elevado su calidad, siendo un paso esencial en el desarrollo de la industria.

La introducción del vaciado continuo, sus avances tecnológicos y en particular el desarrollo de la automatización, ha permitido obtener mayor productividad y precisión de las variables controladas, utilizando sistemas de control más sofisticados, los cuales también garantizan mayor calidad del acero [1].

La industria metalúrgica cubana, con un historial de más de 60 años en la producción de aceros al carbono y en la fundición de piezas de aceros aleados e inoxidables, logró en 1992 materializar el viejo anhelo de producir aceros

inoxidables con la inauguración de una acería en la provincia Las Tunas, diseñada y suministrada por la firma italiana DANIELI s.p.a. [4].

En sus inicios, para aquella época, la acería contaba por diseño con un nivel alto de automatización, aunque por razones financieras no fue implementado totalmente. En la planta, se han realizado puntualmente proyectos de modernización de algunos sistemas de control, no es así el caso de la Instalación de Vaciado Continuo (IVC), que aún mantiene la obsoleta tecnología de autómatas programable S5 de Siemens, conjuntamente con algoritmos de control clásicos. No obstante, se han realizado algunas mejoras al sistema de automatización por parte de los técnicos que atienden la máquina, pero aún son deficientes ante los problemas que se afrontan en el proceso de vaciado continuo de acero. Lo anterior, justifica usar dicha instalación como objeto de estudio para aplicar técnicas de control novedosas y más eficientes para este proceso.

El concepto de la Cuarta Revolución Industrial (Industria 4.0), promovido por el gobierno alemán después del año 2011, tiene como estrategia incrementar la eficiencia de la fabricación industrial mediante la mejora o incluso la optimización de procesos relevantes, como el diseño, la producción, la logística, las ventas, y el mantenimiento [5]. La mejora y la optimización se logran al recopilar los datos de en toda la cadena de valor, de máquinas y componentes en líneas de producción, e incluso de clientes y los productos que se les entregan. Luego, los datos se analizan de manera inteligente para descubrir el conocimiento oculto a través de la Minería de Datos (en inglés, *Big Data*), aprendizaje automático y/o tecnologías de aprendizaje profundo.

En estos últimos años, se ha impulsado el desarrollo de la automática en la industria nacional, con el propósito de lograr mayores niveles productivos, más eficiencia y calidad. En este sentido, una de las acciones trazadas por el país es la aplicación de algunos de los conceptos que brinda la Industria 4.0, los cuales permiten lograr grandes mejoras en los procesos productivos con un nivel mínimo de inversión para la implementación. En ACINOX Las Tunas se han desarrollado investigaciones [6] [3, 7-11] con el propósito de acercarse aún más a estos nuevos conceptos de la

automatización, en dicha empresa una de las áreas de mayor aplicabilidad de estas nuevas técnicas es la IVC, porque en la misma se requieren niveles muy exigentes de calidad y fiabilidad desde el punto de vista del control y la gestión. En este proceso existe un gran número de variables, las cuales se pueden medir y registrar para luego procesar los datos, obteniendo información y conocimiento que posibiliten una toma de decisiones más eficiente.

La máquina de vaciado continuo se caracteriza por la utilización de moldes, en los cuales el flujo de acero líquido que entra recibe un enfriamiento intenso para alcanzar un estado semisólido y posibilitar un flujo continuo de salida, que en condiciones ideales debe ser igual al de entrada. Para lograrlo se requiere controlar el nivel en molde y esto tiene una repercusión muy importante desde el punto de vista metalúrgico [1].

El control de nivel en molde (MLC en inglés *Mold Level Control*) constituye un ejemplo de aplicación industrial citado en textos de diseño de sistemas de control y posiblemente, desde la perspectiva de la comunidad de control automático, sea el problema de control más famoso en el vaciado continuo [12].

En los últimos años se han realizado estudios de las paradas inesperadas en el sistema de vaciado continuo de acero, el 60 % de las afectaciones está asociado a fenómenos que ocurren en la válvula de control asta-tapón (SR, del inglés *stopper rod*), representando el 2.25 % del total de las coladas de acero como se muestra en el Anexo 1. Los eventos de lento desarrollo obstrucción y erosión provocan una transformación en el perfil de la SR cambiando de esta manera la característica de dicha válvula. Esto afecta de forma significativa al sistema de control, porque el mismo está ajustado para la ganancia nominal de este elemento. Ello ha motivado la realización de numerosas investigaciones referentes al tema, por el Dr. C. Guillermo González Yero [3, 8-11]. En su artículo [13] plantea que en el modelado del MLC que se presenta, se utilizan técnicas conocidas para documentar detalladamente la aplicación. En este se muestra que el resultado permite evaluar con mayor exactitud el comportamiento de la instalación en estado de régimen

estacionario y frente a las principales perturbaciones y transformaciones de la planta que influyen en el comportamiento dinámico y afectan la calidad del control.

Teniendo en cuenta que los sistemas de control son eficientes dentro de cierto margen, la degradación de uno o varios de sus componentes puede causar la inestabilidad en los mismos. En dependencia de las características de estos sistemas, así puede ser la magnitud de las consecuencias por dicha inestabilidad.

Mantener un equipo en condiciones operativas es un requisito industrial, económico y social [14]. Este requisito se puede satisfacer implementando estrategias de mantenimiento adecuadas que pueden ser correctivas o preventivas. Pero para una mayor eficiencia, se puede implementar el mantenimiento basado en la condición (CBM en inglés *Condition-Based Maintenance*) [15]. La competencia implacable entre las industrias y las crecientes demandas de los clientes de sistemas de seguridad controlados dinámicamente, están creando la necesidad de un sistema de monitoreo continuo que rastree e identifique las tendencias y las fuentes de degradación de los componentes antes de la falla. Esto se debe a que las estrategias de mantenimiento convencionales, como el mantenimiento correctivo y preventivo, no satisfacen completamente las necesidades de los clientes [16].

En la IVC se afrontan múltiples problemas que podrían tener una gestión más eficiente, a partir del desarrollo de modelos que permitan pronosticar eventos y tomar decisiones anticipadas para un mejor control del proceso. Un ejemplo de ello sería el pronóstico de tiempo de vida útil restante (RUL, en inglés *Remaining Useful Life*) de la SR. En la actualidad se pueden encontrar numerosos reportes sobre el pronóstico o estimación de RUL, con aplicabilidad en numerosos campos de la ingeniería y la industria.

En [17] se presentan predicciones de RUL, mediante métodos de regresión y métodos de redes neuronales (NN, en inglés *Neural Network*). Las mismas se aplican para recubrimientos de barrera térmica en una capa de unión de NiAl modificada con Pt ciclada a dos temperaturas, demostrando que los métodos de NN son superiores.

Zhigang Tian en [18] desarrolló un método de NN para la predicción de RUL más precisa en equipos sujetos a monitoreo de condición. En el trabajo, validaron el método NN propuesto mediante el uso de los datos de monitoreo de condición recopilados en el campo de un grupo de bombas Gould.

K. Medjaher [19] discutió un método de pronóstico basado en la utilización de datos proporcionados por sensores de monitoreo. Este utiliza las Redes Bayesianas Dinámicas (DBNs), para estimar el RUL de una planta industrial centrándose en su componente más crítico, los rodamientos.

El resultado reportado en [20] propone un método integrado de predicción de RUL utilizando sistemas de inferencia neuro-difusos adaptativos (ANFIS) y filtrado de partículas de alto orden, que pronostica la evolución temporal del indicador de falla. El mismo estima la función de densidad de probabilidad de RUL en una placa de engranaje planetario de helicóptero UH-60.

En [21] se analiza un modelo computacional que pronostica el RUL de las tuberías de agua mediante la aplicación de NN, así como ANFIS. Para un análisis más profundo de los reportes acerca del pronóstico de RUL, se propone remitirse al Anexo 2.

Luego del estudio de numerosos reportes, se determinó que en el 75 % de la bibliografía revisada, se usa como herramienta para el pronóstico del RUL las NN. En un 33.3 % se usan en combinación con otras herramientas de pronóstico, la herramienta neuro-difusa ANFIS fue empleada en el 24.97 %, en un 16.73 % se usan como única herramienta para el pronóstico las NN y en el 25 % se usaron otras herramientas de pronóstico. En los artículos donde usan las NN, quedó demostrado que el uso de esta herramienta es muy eficiente para el pronóstico del RUL, principalmente cuando existen relaciones no lineales, no hay conocimiento suficiente del proceso y existe un volumen suficiente de datos relacionados con el proceso de degradación. Otra forma muy común es el empleo de las NN en combinación con otras herramientas como la lógica borrosa, principalmente cuando se le quiere dar una interpretación al fenómeno presente. También, es muy útil cuando existe cierto nivel de incertidumbre, una de las herramientas que combina

ambas técnicas con resultados excelentes, dentro de la comunidad científica y en aplicaciones prácticas es el ANFIS, como se demuestra en [20] [21] [22].

Estos modelos de pronóstico son empleados mayormente para la predicción del RUL en rodamientos, baterías de litio, motores de naves aéreas. No obstante, según la bibliografía revisada, no se encontraron reportes de su empleo en SR para el vaciado continuo de acero.

Por lo antes señalado, el siguiente trabajo plantea como PROBLEMA DE LA INVESTIGACIÓN: las no regulaciones inesperadas en el proceso de vaciado continuo de acero de ACINOX Las Tunas, causadas por la incertidumbre en el tiempo de vida útil de las válvulas asta-tapón cuando ocurren fenómenos de erosión y obstrucción.

Entonces, se puede afirmar que el OBJETO DE INVESTIGACIÓN son los sistemas de automatización en el proceso de vaciado continuo de acero y el CAMPO DE ACCIÓN se enmarca en los sistemas para el pronóstico de vida útil de la válvula asta-tapón, utilizada en el proceso de vaciado continuo de acero.

El OBJETIVO DE LA INVESTIGACIÓN es diseñar una herramienta que permita la estimación de la disponibilidad de tiempo en un ciclo de vaciado continuo de acero, mediante el pronóstico de tiempo de vida útil restante de la válvula asta-tapón.

Como HIPÓTESIS se plantea: si se obtiene una herramienta que permita estimar la disponibilidad de tiempo en un ciclo de vaciado continuo de acero mediante el pronóstico de tiempo de vida útil restante de la válvula asta-tapón, entonces se puede mejorar la toma de decisiones para disminuir las no regulaciones inesperadas y garantizar mayor secuencialidad productiva.

Tareas de la Investigación:

- I. Caracterizar desde el punto de vista teórico, histórico y contextual los sistemas de automatización y pronóstico de tiempo de vida útil restante en elementos del proceso de vaciado continuo de acero.
- II. Definir las variables que pueden afectar la disponibilidad de tiempo de vaciado en el caso de estudio.
- III. Diseñar una herramienta que contribuya a la estimación de la disponibilidad de tiempo de vaciado continuo mediante el pronóstico de tiempo de vida útil restante de la válvula asta-tapón.
- IV. Corroborar la factibilidad de la herramienta propuesta mediante simulaciones en el software MATLAB®.

CAPÍTULO 1: FUNDAMENTOS TEÓRICOS ACERCA DE LA ESTIMACIÓN DEL TIEMPO DE VIDA ÚTIL RESTANTE PARA VÁLVULAS ASTA-TAPÓN.

En este capítulo se realizará una descripción del proceso de vaciado continuo de acero presente en ACINOX-Las Tunas, destacando la importancia del diseño de una herramienta que sea capaz de estimar el RUL de las válvulas asta-tapón. En las mismas ocurren fenómenos propios de un sistema MLC que provocan variaciones de la ganancia de estos elementos de acción final; aquí se abordan los distintos métodos que se emplean en la actualidad para realizar la estimación del RUL y mediante un análisis de las ventajas y desventajas de cada uno, se hará la selección del más adecuado para esta aplicación.

1.1 DESCRIPCIÓN DEL PROCESO DE VACIADO CONTINUO

Los requerimientos de calidad del producto y de eficiencia de la producción de acero aumentan cada día. De hecho, la tecnología de vaciado continuo está en constante desarrollo. Estos desarrollos abarcan mejoras en los equipos, en las instalaciones y en los sistemas de control. Existen muchos tipos de IVC, la del caso de estudio es de tipo radial y puede producir palanquillas de diferentes perfiles. En la Figura 1 se ilustra un esquema tecnológico de la máquina que se estudia.

El acero líquido procedente de un recipiente denominado cazuela o cuchara, se vierte en la artesa que actúa como reservorio. Este vertido se efectúa de forma manual ya que la artesa posee una constante de tiempo grande que permite al operador hacer este trabajo. De la misma, el acero líquido pasa a un molde de sección rectangular tras la acción de la SR. Desde la artesa hasta el molde se protege el flujo de acero de su interacción con el medio utilizando una boquilla sumergida, evitando que se oxide y minimizando el atrapamiento de polvos de lubricación o impurezas que degradarían la calidad del producto. La SR, accionada por un actuador hidráulico, permite regular el flujo de entrada al molde.

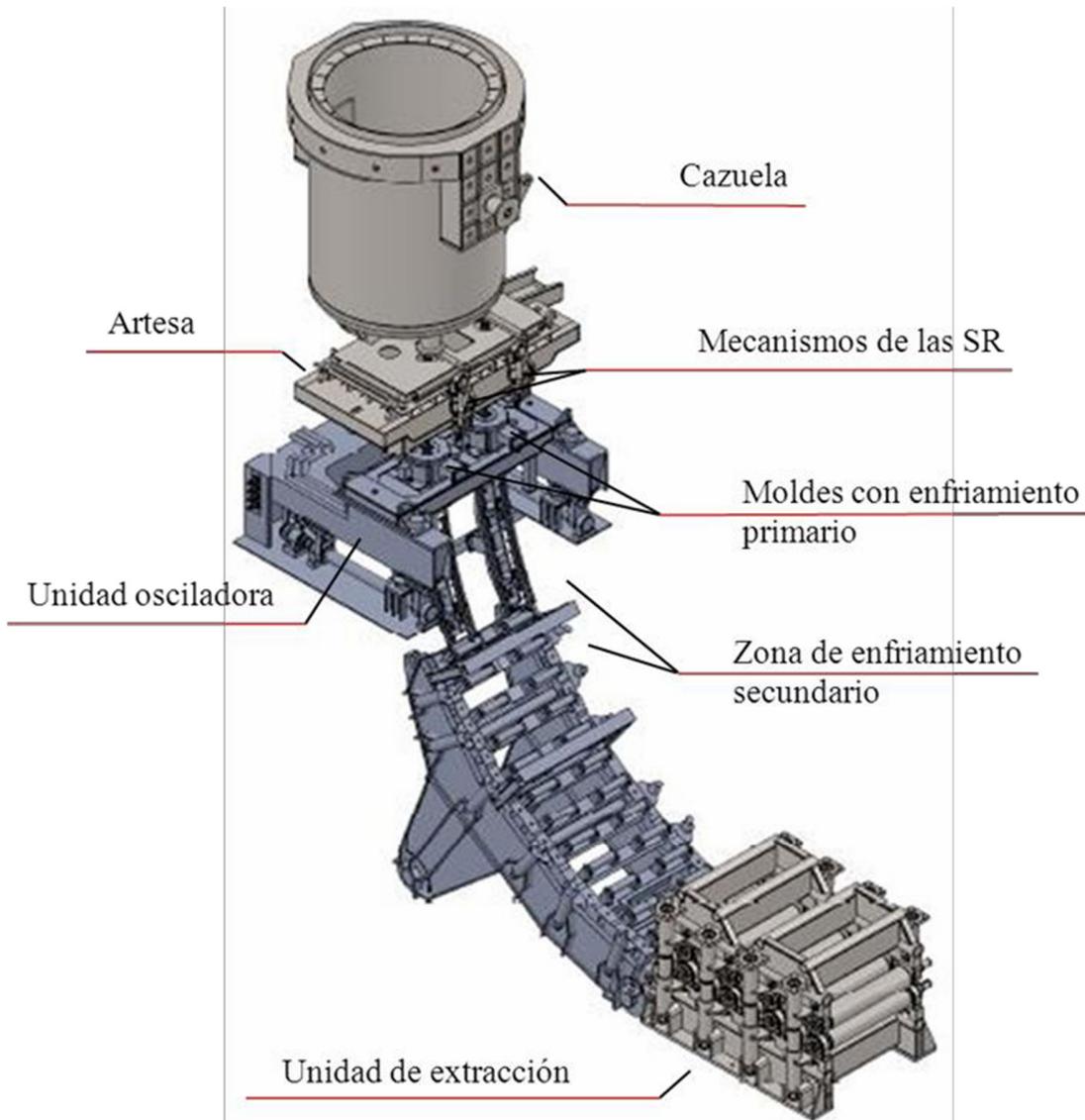


Figura 1 Esquema tecnológico de la instalación de vaciado continuo de acero en ACINOX-Las Tunas.

El nivel en el molde se debe mantener en un valor fijo durante el vaciado, para permitir una óptima extracción de calor. De esta manera se propicia una adecuada formación de la piel del desbaste para que ésta tenga el suficiente espesor a la salida del molde y pueda soportar en su interior la vena líquida sin quebrarse [23] . Para iniciar el vaciado, el acero líquido se cristaliza en la cabeza de una barra falsa colocada en la parte inferior del molde. Desde el mismo arranque, un sistema de motores y rodillos permiten la extracción con una velocidad de vaciado que

corresponde a requerimientos metalúrgicos. Luego de salir del molde, el acero semisólido pasa por una zona de enfriamiento secundario que permite acelerar la solidificación total del producto. En el proceso, luego de separar la barra falsa de la palanquilla solidificada, esta última se va cortando a la medida solicitada por el cliente [24].

En términos físicos podemos modelar este proceso a través de un balance de masa. El nivel en el molde viene dado por la diferencia en el tiempo, entre el flujo de acero que entra y el que sale.

La expresión dinámica del nivel viene dada:

$$h(t) = \int_t^{t+t1} \frac{Qe(t)-Qs(t)}{A_m} dt. \quad (1.1)$$

$h(t)$: Nivel real.

$Qe(t)$: Flujo volumétrico de entrada al molde.

$Qs(t)$: Flujo volumétrico de salida del molde.

A_m : Área de la sección del molde

Para flujos constantes en el intervalo de tiempo $t1$:

$$\Delta h = \frac{(Qe-Qs)*t1}{A}. \quad (1.2)$$

Δh : Variación del nivel en el intervalo $t1$.

Flujo volumétrico de entrada constante:

$$Qe = A_a * 2gl. \quad (1.3)$$

A_a : Área del anillo libre en la válvula de control.

g : Aceleración de la gravedad.

l : Altura de la columna de líquido en la artesa.

Flujo volumétrico de salida constante:

$$Qs = A_m * v. \quad (1.4)$$

v : Velocidad de vaciado

En la IVC y otros procesos industriales uno de los problemas muy frecuentes es la variación de la función de transferencia de la válvula de control debido a la influencia de las sustancias que pasan a través de ella, lo cual puede afectar la calidad del control en caso de que el mismo no tenga la capacidad de adaptarse a estas variaciones.

Los eventos estudiados en este proceso son la erosión y obstrucción de la SR, para lo cual a continuación se realizará una descripción más detallada de las características de los mismos.

1.2 TRANSFORMACIONES EN EL PERFIL DE LA VÁLVULA DE CONTROL ASTA- TAPÓN.

Una de las causas principales de la transformación del modelo de la planta está asociada al cambio en la curva característica de la SR. Una válvula nueva tiene una característica estática aproximadamente lineal, pero con el transcurso del tiempo esta puede variar en correspondencia con las condiciones físico químicas del acero que se está vaciando, el cual produce diferentes grados de erosión u obstrucción de este elemento [3].

La boquilla y el tapón están hechos de una cerámica capaz de resistir el flujo de acero a altas temperaturas en estado de fusión, pero no obstante cuando ocurren estos fenómenos inciden significativamente en la dinámica del proceso y provocan transformaciones del modelo que hay que tener en cuenta en la estrategia de control.

Los eventos mencionados anteriormente no se manifiestan simultáneamente en un mismo ciclo de vaciado, sino que son excluyentes el uno del otro. Usualmente los mismos comienzan a manifestarse luego de transcurrido cierto tiempo de vaciado, en particular en la instalación objeto de estudio posterior a la primera hora. Una vez que aparecen se desarrollan progresivamente sin que se pueda preestablecer su duración.

Tomando como referencia la gráfica procedente del artículo [25] (Figura 2), que muestra la característica variante en el tiempo de una SR, y a partir del valor real de la ganancia Kv (36 mm²/mm) de la válvula existente en el proceso analizado, se determinó, que cuando la válvula se encuentra erosionada u obstruida puede adquirir un valor siempre mayor que el típico.

En el caso de erosión se percibe un desplazamiento de la curva característica hacia la izquierda. Aumenta la pendiente en la parte central de la característica de la válvula o zona operacional de la misma, aunque en menor magnitud que para la obstrucción, mientras que esta última implica un desplazamiento de la curva característica hacia la derecha lo que se traduce en un desplazamiento hacia arriba de la posición de trabajo de la válvula. Además, aumenta la pendiente en la parte central de la característica de la válvula o zona operacional de la misma [3].

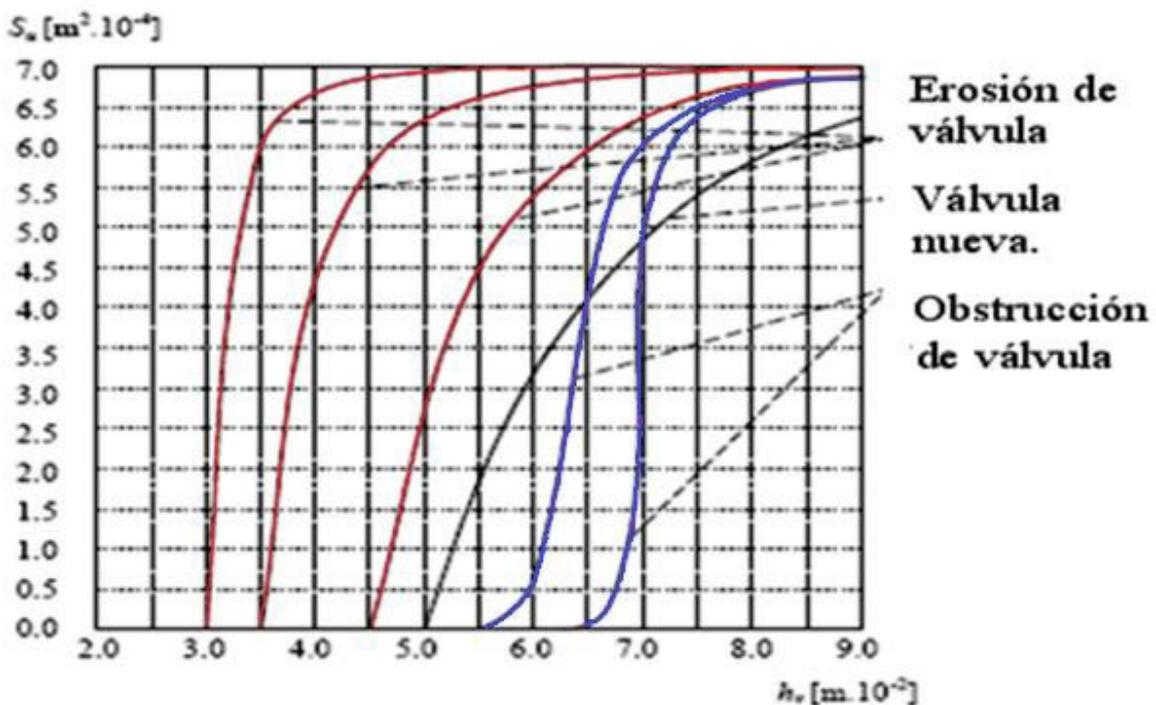


Figura 2 Característica de la válvula asta-tapón [27].

1.3 FENÓMENO DE EROSIÓN.

El desgaste erosivo es un fenómeno que afecta gran cantidad de elementos de máquinas en las industrias. Con este tipo de desgaste, no solo se tiene pérdida de material y la consecuente falla de las piezas, sino que está asociado a perjuicios

financieros en virtud del tiempo asociado a sustituciones de los componentes desgastados.

La erosión es la pérdida de material causada por el impacto del agente erosivo y de partículas sólidas arrastradas por un fluido líquido o gaseoso. La gran velocidad del fluido (se considera una velocidad importante la superior a 1m/s), la inclusión de grandes cantidades de partículas sólidas y cambios abruptos en su velocidad favorecen el ataque, dando lugar a la formación de grietas y en los casos más severos a la fractura o desprendimiento de partículas de diferentes tamaños.

Aunque parece simple, el proceso erosivo es complejo [26]. El conocimiento de los mecanismos de remoción de material involucrados durante el desgaste erosivo, así como el reconocimiento y la caracterización de las diferentes variables involucradas, son líneas muy importantes de investigación en la ingeniería actual, así su estudio haya sido comenzado hace ya varias décadas.

En [26] se expresa que a causa de flujos de acero líquido calientes y agresivos se produce erosión de las piezas por lo que la magnitud de los cambios de la dimensión de estas depende de la temperatura y composición del acero. La erosión puede presentarse en aceros de bajo contenido de carbono que durante el vaciado tienen mayor contenido de oxígeno [3].

Como es evidente, este fenómeno ha sido un problema serio y constante para muchas industrias. Tal es el caso de la empresa ACINOX Las Tunas, donde la erosión de la válvula provoca que el diámetro del tapón disminuya y/o que el asiento de la válvula aumente de diámetro. Esto implica que las coladas de vaciado con presencia de erosión se caractericen por el desplazamiento significativo de la posición de la válvula hacia valores negativos [3], como se muestra en la Figura 3, constatándose que luego de comenzar a manifestarse se torna marcado en intervalos superiores a una hora.

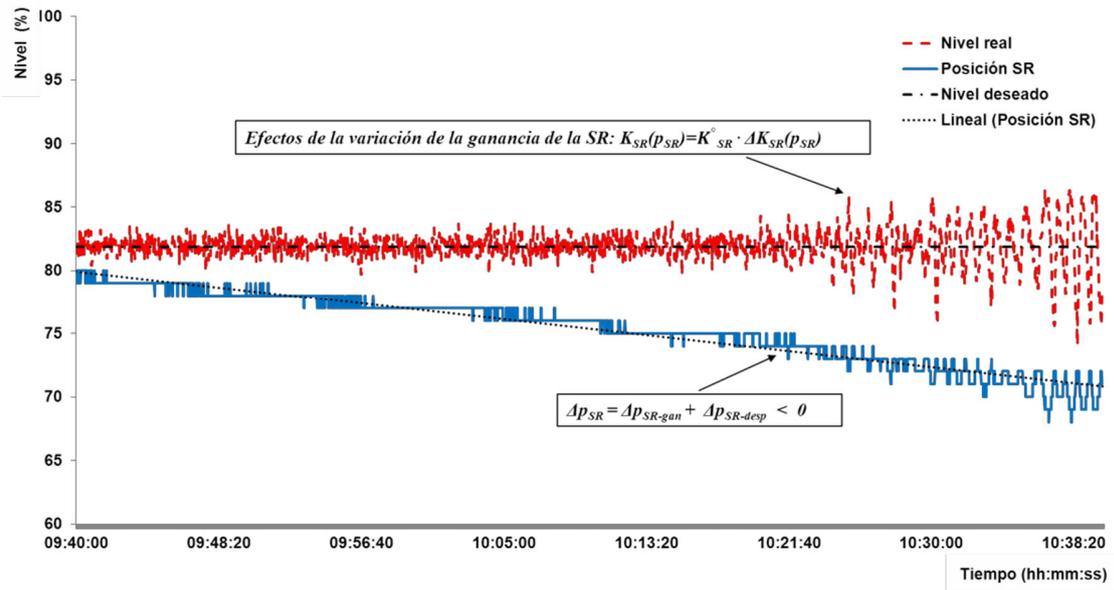


Figura 3 Ejemplo de erosión de la SR en la colada.

1.3.1 FENÓMENO DE OBSTRUCCIÓN.

El fenómeno de obstrucción es causado por diversas razones como: factores metalúrgicos (limpieza del acero y contenido de aluminio), factores hidrodinámicos (flujo de acero y geometría de la boquilla), factores termodinámicos (enfriamiento del acero y transferencia de calor en la boquilla), material de la boquilla, perturbaciones impredecibles y fallas operacionales [27]. Es uno de los eventos más destructivos en la operación de los sistemas artesa – molde en el vaciado continuo de acero [24]. El bloqueo de la boquilla en la artesa está relacionado con la presencia de partículas no metálicas en el acero líquido. Estas partículas precipitan y/o son adheridas en el asiento o superficie de la boquilla. Por ejemplo, cuando se vacían aceros calmados al aluminio puede ocurrir obstrucción por adherencia de alúmina al material de la boquilla.

En [28] se hace referencia a los cambios de las dimensiones de la punta del tapón, caracterizados por ser variantes en el tiempo, provocados en algunos casos cuando se solidifican partículas de acero en la punta del tapón y en la boquilla. Además, inclusiones de óxido de aluminio, presentes en el acero líquido, se solidifican en la punta del tapón produciendo obstrucción. La mayoría de las inclusiones presentes

durante el procesamiento de acero líquido resultan de las reacciones de desoxidación y desulfuración, y su naturaleza depende de la práctica operativa, en particular del orden de adición de agentes desoxidantes, composición química de la escoria y por los refractarios empleados. Las inclusiones no metálicas son consideradas en general dañinas para el control del proceso y para la calidad final del acero.

Existen otros trabajos, como [29] donde se hace referencia a causas, efectos y soluciones para la obstrucción en las boquillas de vaciado continuo. Las causas pueden ser por baja temperatura del acero, traslado de partículas a las paredes de la boquilla debido a zonas de recirculación turbulentas, a flujo turbulento, a paredes de la boquilla rugosa o ángulos externos, entre otras. Entre sus efectos está el decremento de la productividad, la calidad y el incremento de los costos asociados con el desprendimiento de obstrucciones, alteración del modelo de flujo transitorio y empeoramiento del control.

Entre las soluciones la mejor es lograr un bajo número de inclusiones sólidas a partir del tratamiento químico del acero antes del vaciado. Otras soluciones son: seleccionar una buena geometría tapón– boquilla, seleccionar tapón– boquilla con buenos materiales y buen revestimiento de la superficie interna, precalentamiento adecuado de la boquilla y mantener un alto sobrecalentamiento del acero.

Los ciclos de vaciado, en ACINOX Las Tunas, con presencia de obstrucción tienden a ser más cortos que los de erosión, el fenómeno comienza a presentarse de una forma suave y luego en forma más agresiva en intervalos superiores a una hora[11] como se muestra en la Figura 4.

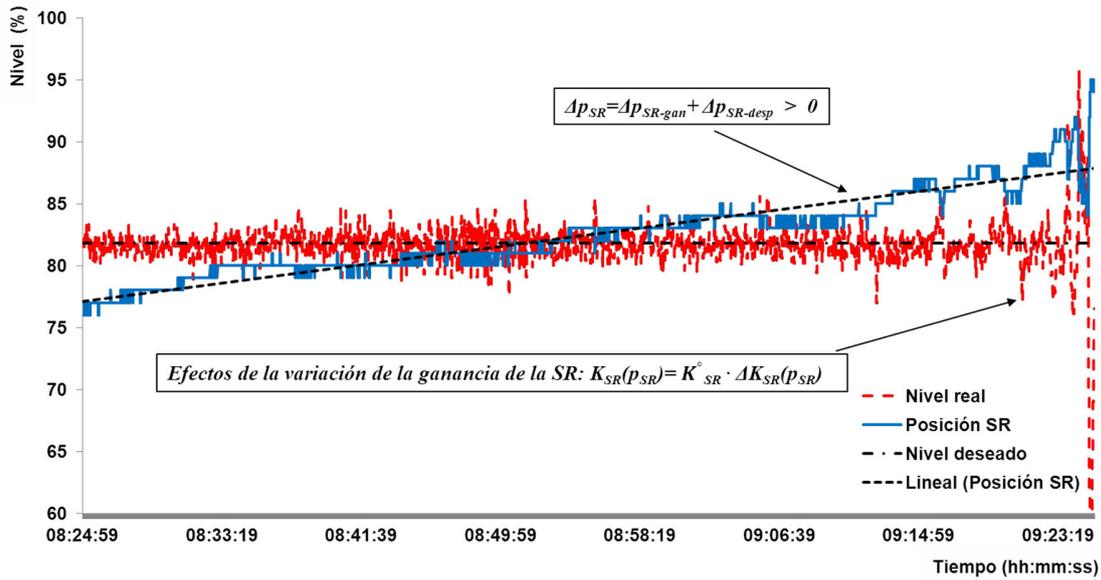


Figura 4 Ejemplo de obstrucción de la SR en la colada.

Se estima que sería de gran utilidad tener una herramienta que permita determinar la presencia de alguno de estos fenómenos antes analizados, y el grado en el que se manifiestan, para así lograr determinar por alguna vía el tiempo de vida útil restante de la válvula asta-tapón, y de esta forma evitar paradas inesperadas en la máquina de vaciado continuo, lo que ocasionaría grandes pérdidas.

1.4 PROCESO DE DIAGNÓSTICO-PRONÓSTICO

Sobre la base de los enfoques colectivos propuestos en [30], se ha desarrollado un diagrama de flujo integral de diagnóstico/pronóstico que se muestra en la Figura 5. Los primeros pasos del proceso se consideran diagnósticos. Para simplificar, los tres tipos de pronósticos (pronósticos de modo de falla existentes, pronósticos de modo de falla futuros y pronósticos de post-acción) se denominarán niveles 1, 2 y 3 pronósticos, respectivamente, ya que implican un nivel creciente de complejidad de modelado e implementación. Cada nivel de pronóstico ofrece el potencial para resultados comerciales cada vez más útiles y confiables, pero a un costo significativo en términos de datos requeridos, soporte de infraestructura de TI, personal calificado y complejidad de modelado. Los resultados esperados de un programa de diagnóstico robusto y confiable son alarmas que notifican al usuario de fallas del sistema/componente.

También se pueden proporcionar estimaciones de la extensión de cada falla en particular, aunque típicamente, estas se incorporarán a los niveles de alarma. El objetivo de un programa de pronóstico de Nivel 1 es proporcionar estimaciones (y límites de confianza) para la vida útil restante de los componentes/sistemas en función de las progresiones de cada modo de falla diagnosticado. Por lo tanto, requiere modelos de pronóstico para todos los modos de falla que pueden ser identificados por los sistemas de diagnóstico.

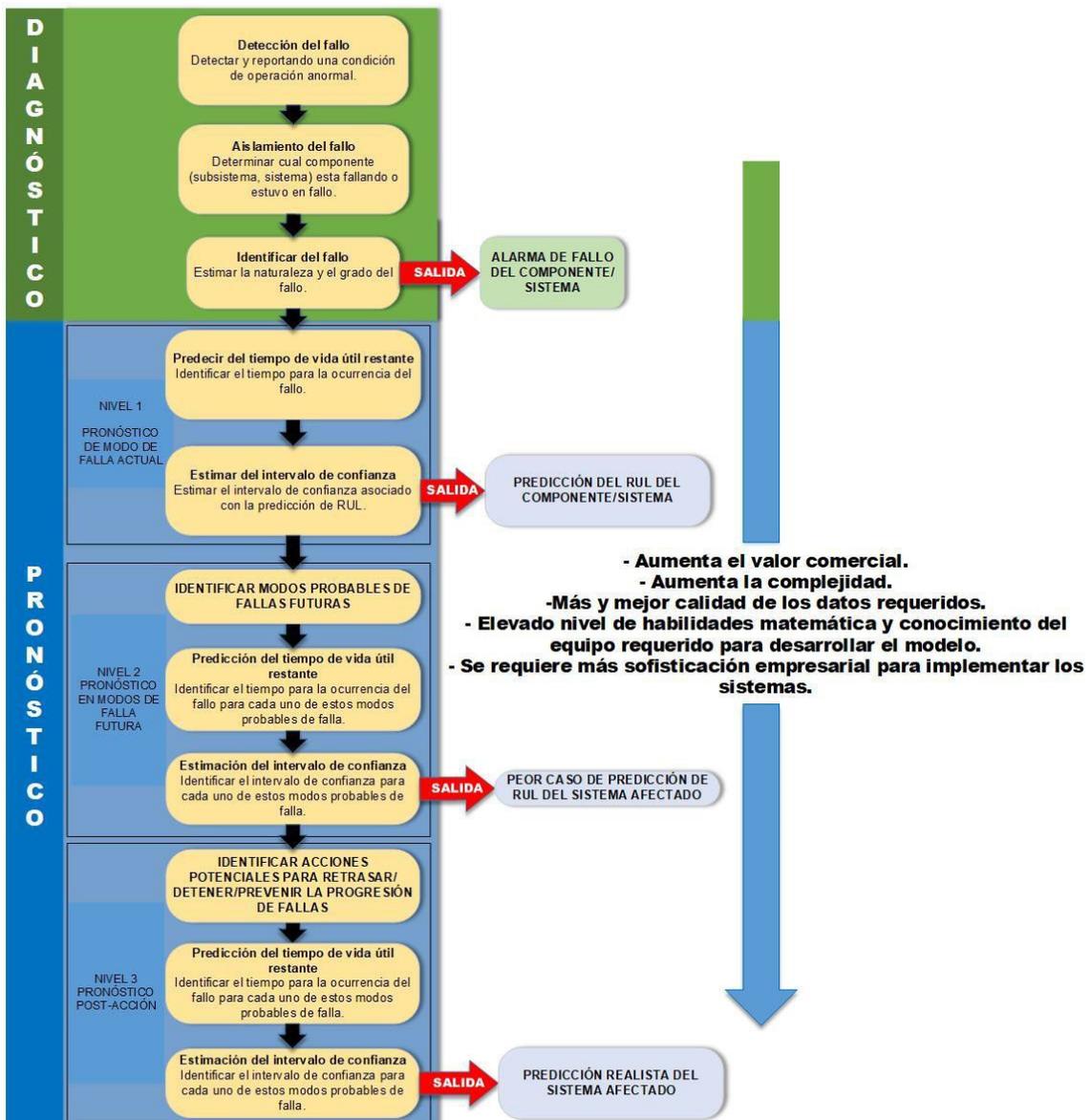


Figura 5 Representación del proceso diagnóstico-pronóstico [31].

Los pronósticos de Nivel 2 luego evalúan los posibles efectos del modo de falla identificado en otros modos de falla potenciales y modelan la posible progresión de cada ruta de degradación potencial para estimar el peor de los casos para los componentes / sistemas afectados. Por lo tanto, no solo se requieren modelos de pronóstico para todos los modos de falla secundaria potenciales, sino que los modelos que describen las interacciones del modo de falla también se deben desarrollar, verificar y validar para el entorno operativo particular.

Finalmente, los pronósticos de Nivel 3 evalúan cómo los modelos antes mencionados se ven afectados por las acciones de mantenimiento que normalmente se pueden aplicar dentro de la planta operativa (por ejemplo, recubriendo superficies corroídas, reduciendo la severidad operativa).

Como cada nivel de pronóstico requiere resultados precisos y confiables del nivel anterior, para aumentar la probabilidad de éxito, las organizaciones deben progresar secuencialmente a través de los niveles. Por lo tanto, solo las empresas con capacidades de diagnóstico maduras y confiables deberían intentar pronósticos de Nivel 1. Solo cuando dicho programa se haya implementado y se esté ejecutando con éxito, los pronósticos de Nivel 2 pueden considerarse de manera realista y así sucesivamente. Este enfoque por etapas aumentará la probabilidad de que tanto los costos de implementación como los beneficios potenciales para el negocio de cada mejora potencial de la capacidad de pronóstico puedan evaluarse con precisión.

Como la mayoría de las empresas con las que trabajan los autores tienen programas de pronóstico inmaduros en el mejor de los casos, el sistema de clasificación utilizado en este documento solo considerará los modelos aplicables a los pronósticos de Nivel 1 (es decir, prediciendo la vida útil restante de los modos de falla identificados) y, por lo tanto, no incluirá los modelos utilizados evaluar las probabilidades de iniciar otros tipos de fallas.

1.4.1 RELACIÓN ENTRE PRONÓSTICO Y DIAGNÓSTICO

Existe poco desacuerdo en la literatura publicada en cuanto a que los pronósticos están relacionados y son altamente dependientes de los diagnósticos. Sin embargo, aunque ampliamente discutido, la demarcación exacta entre los dos campos no está

bien definida. En [32] se propone una delimitación simple: el diagnóstico implica identificar y cuantificar el daño que ha ocurrido (y por lo tanto es de naturaleza retrospectiva), mientras que los pronósticos se preocupan por tratar de predecir el daño que aún está por ocurrir. Aunque los diagnósticos pueden proporcionar resultados empresariales útiles por sí solos, los pronósticos se basan en resultados de diagnóstico (por ejemplo, indicadores de fallas, tasas de degradación, etc.) y, por lo tanto, no se pueden hacer de forma aislada.

1.5 DEFINICIÓN DE PRONÓSTICO

Se han propuesto varias definiciones diferentes de pronósticos. Estos se muestran en la Tabla 2. Colectivamente, estas definiciones establecen o implican que:

- Los pronósticos se realizan, o deberían realizarse, a nivel de componente o subcomponente;
- Los pronósticos implican predecir la progresión en el tiempo de un modo de falla específico desde su insipencia hasta el momento de la falla del componente;
- Se requiere una apreciación de la operación futura de los componentes; y
- Los pronósticos están relacionados, pero no son lo mismo que los diagnósticos.

ISO13381-1 presenta la descripción más completa de pronósticos y modelos pronósticos. Define los pronósticos como "una estimación del tiempo hasta la falla y el riesgo de uno o más modos de falla existentes y futuros" [33]. Esto implica que el campo de los pronósticos no solo está interesado en predecir los efectos de los modos de falla conocidos en la vida útil de los activos, sino también en cómo estos pueden iniciar otros modos de falla. Específicamente, el estándar sugiere que los pronósticos requieren consideración de:

- Modos de falla existentes y tasas de deterioro.
- Criterios de iniciación para futuros modos de falla.
- Interrelación entre los modos de falla y sus tasas de deterioro.
- Sensibilidad de las técnicas de monitoreo y análisis a las tasas de deterioro de los modos de falla.

- El efecto del mantenimiento en las degradaciones por falla.
- Las condiciones y supuestos subyacentes a los pronósticos.

Por lo tanto, el término *modelos pronósticos* abarca una gama más amplia de tipos de modelos. Sin embargo, en realidad, la mayoría de las plantas no están listas para un enfoque tan sofisticado. Por lo tanto, para ser útil, el modelado pronóstico presentado por este estándar debe segregarse en niveles de complejidad de modelado creciente, de modo que las opciones de modelado para cada uno puedan considerarse independientemente.

Tabla 1 Varias definiciones de pronóstico.

<i>Primer autor</i>	<i>Referencia</i>	<i>Pronóstico es...</i>
<i>ISO13381-1</i>	<i>[31]</i>	<i>Una estimación del tiempo hasta la falla y el riesgo de uno o más modos de falla existentes y futuros.</i>
<i>Engel</i>	<i>[34]</i>	<i>La capacidad de proporcionar una detección temprana de la condición de falla precursora y / o incipiente de un componente, y tener la tecnología y los medios para administrar y predecir la progresión de esta condición de falla a falla del componente.</i>
<i>Hess</i>	<i>[35]</i>	<i>Diagnóstico predictivo, que incluye determinar la vida útil restante o el tiempo de funcionamiento correcto de un componente.</i>
<i>Luo</i>	<i>[36]</i>	<i>El pronóstico de falla implica el pronóstico de la degradación del sistema en función de la condición observada del sistema.</i>
<i>Wu</i>	<i>[37]</i>	<i>La predicción de futuros estados de salud y modos de falla basados en la evaluación de salud actual, tendencias históricas y cargas de uso proyectadas en el equipo y / o proceso.</i>
<i>Brotherton</i>	<i>[38]</i>	<i>La capacidad de evaluar el estado actual de una parte para un horizonte temporal fijo o predecir el tiempo de falla.</i>
<i>Katipamul</i>	<i>[39]</i>	<i>Abordar el uso de métodos automatizados para detectar y diagnosticar la degradación del rendimiento del sistema físico, anticipar fallas futuras y proyectar la vida restante de los sistemas físicos en un estado operativo aceptable antes de que ocurran fallas o degradaciones inaceptables del rendimiento.</i>
<i>Primer autor</i>	<i>Referencia</i>	<i>Pronóstico es...</i>
<i>Lewis</i>	<i>[40]</i>	<i>Predicción de cuándo puede ocurrir una falla. Para calcular la vida útil restante de un activo.</i>
<i>Smith</i>	<i>[41]</i>	<i>La capacidad de proporcionar detección temprana y aislamiento de la condición de falla precursora y / o incipiente a una condición de falla de componente o subelemento, y tener la tecnología y los medios para administrar y predecir la progresión de esta condición de falla a falla de componente.</i>
<i>Baruah</i>	<i>[42]</i>	<i>Los pronósticos se basan en la evaluación diagnóstica y se definen como la capacidad de predecir la progresión de esta condición de falla a falla del componente y estimar la vida útil restante (RUL).</i>
<i>Heng et al.</i>	<i>[43]</i>	<i>El pronóstico de la vida operativa restante de un activo, condición futura o riesgo de finalización.</i>

Intervalo de confianza

Aunque no se establece claramente en ninguna de las definiciones formales, pero a menudo está implícito, un resultado pronóstico tiene dos componentes:

- Un tiempo estimado de falla (ETTF, en inglés *Estimated Time to Failure*), que también se conoce como vida remanente o vida útil restante (RUL).
- Un límite de confianza asociado [31, 34].

Este valor de confianza es necesario debido a la incertidumbre inherente asociada con el proceso de deterioro, la ambigüedad con respecto a la operación futura de la máquina y, finalmente, los errores asociados con los métodos de diagnóstico y pronóstico que se aplican. Los límites de confianza son aún más importantes en el modelado pronóstico que en la predicción diagnóstica. Si bien este último puede (en teoría) ser determinista y verificable externamente en el momento de la predicción (por ejemplo, el tamaño real de la grieta), los resultados del modelo de pronóstico solo pueden verificarse retrospectivamente. Por lo tanto, las decisiones comerciales basadas en información pronosticada deberían basarse en los límites del intervalo de confianza RUL en lugar de un valor específico de la vida esperada [34].

1.6 TAREAS DE PRONÓSTICO

Para comprender el papel de los modelos en el diagnóstico y el pronóstico, es importante identificar los diversos pasos necesarios para obtener una estimación de RUL y sus límites de confianza. Para hacerlo, considere el proceso que experimenta un componente entre un estado saludable y una falla final. En la Figura 6, se ilustran las curvas de degradación teóricas (y altamente simplificadas) para tres modos de falla diferentes e independientes. Estos pueden ser diferentes tipos de fallas del mismo componente (por ejemplo, desprendimiento interno de la carrera, desprendimiento externo de la carrera, grieta de la jaula en un rodamiento del elemento rodante), o diferentes componentes en un sistema (por ejemplo, defecto del rodamiento, picadura inducida por cavitación de un impulsor de la bomba, mecánica sello de desgaste, etc.).

Cada modo de falla puede tener disparadores diferentes para iniciar la falla y, posteriormente, tener un patrón de deterioro diferente (es decir, una curva diferente), incluso cuando se expone a las mismas condiciones de funcionamiento. También pueden ocurrir eventos anómalos, como cambios en las condiciones de operación, acciones de mantenimiento u otras fallas que aceleran una o más progresiones de modos de falla particulares (por ejemplo, una falla en el rodamiento causa una alta vibración que induce y acelera la degradación del sello mecánico). Por lo tanto, para determinar la vida útil restante de un componente, es importante saber:

- (a) ¿Está un componente en estado degradado?
- (b) ¿Qué modo de falla ha iniciado la degradación?
- (c) ¿Qué tan grave es la degradación (es decir, "dónde" está el componente en la curva de degradación particular)?
- (d) ¿Qué tan rápido se espera que la degradación progrese de su estado actual a falla funcional?
- (e) ¿Qué eventos novedosos cambiarán (por ejemplo, acelerar, retrasar) este comportamiento de degradación esperado?
- (f) ¿Cómo pueden otros factores (por ejemplo, el tipo de modelo, el ruido de medición) afectar nuestra estimación de RUL?

Sobre la base de la definición propuesta en esta sección, (a) - (c) puede considerarse como preguntas de diagnóstico, mientras que las tres últimas son, por lo tanto, el ámbito de los pronósticos. El diagnóstico continuo también es necesario para detectar eventos nuevos para que las estimaciones pronósticos se puedan actualizar adecuadamente. Cada pregunta representa una etapa discreta de toma de decisiones (como se muestra en la Figura 7) que utiliza modelos para determinar un resultado definido; esta salida se convierte en la entrada para el siguiente paso. En [44] abogan por que cada paso se modele de forma aislada, basándose en el supuesto de que el resultado de la etapa anterior está disponible.

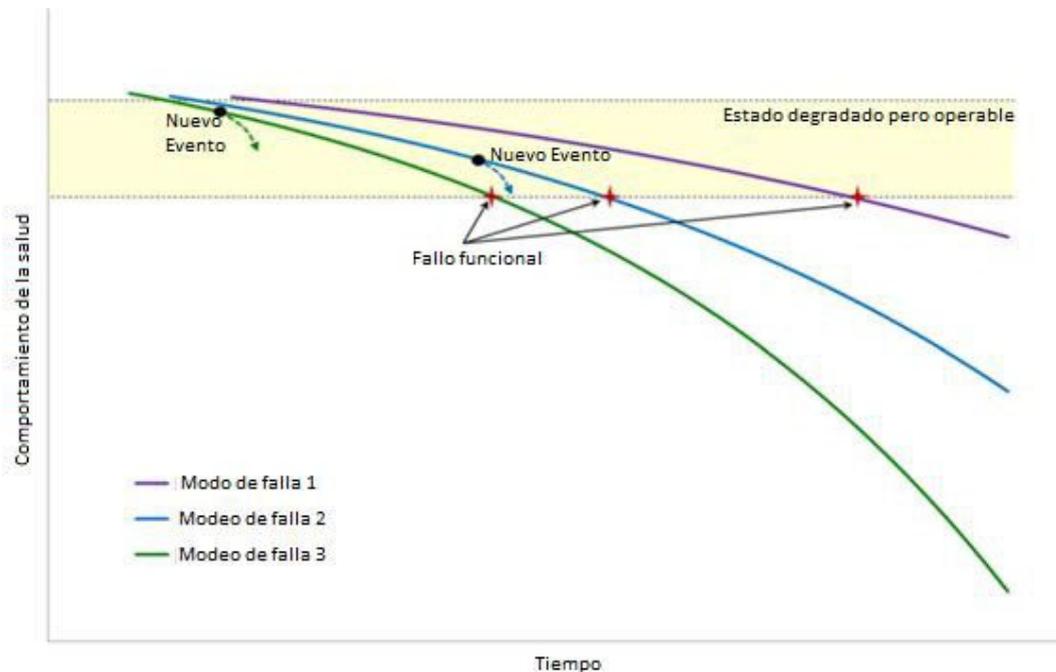


Figura 6 Curva de degradación de salud de un componente.

Como se discutió anteriormente, ISO13381-1 toma una imagen más amplia de los pronósticos, lo que requiere un proceso más complicado [31]:

- (a) Preprocesamiento de datos que incluye diagnósticos, declaración de definiciones de fallas, identificación de posibles modos de fallas futuras y selección de un modelo de pronóstico adecuado.
- (b) Pronóstico de modo de falla existente que implica identificar el tiempo estimado de falla (ETTF) de todas las fallas incipientes, equiparar el RUL del componente o sistema con el modo de falla que tiene el ETTF más bajo, y luego repetir el proceso iterativamente hasta la confianza deseada en RUL es alcanzado.
- (c) Pronóstico del modo de falla futura , que implica evaluar cuáles son los modos de falla futuros más probables y repetir el mismo proceso emprendido para los modos de falla existentes, para cada una de estas fallas potenciales, para calcular un RUL de confianza apropiada, para los modos de falla futuros potenciales ; y finalmente,
- (d) Pronóstico posterior a la acción, que implica identificar acciones potenciales que podrían retrasar, detener o eliminar la progresión de los modos de falla

crítica y prevenir futuros, y luego repetir los procesos de modelado anteriores con esta información.

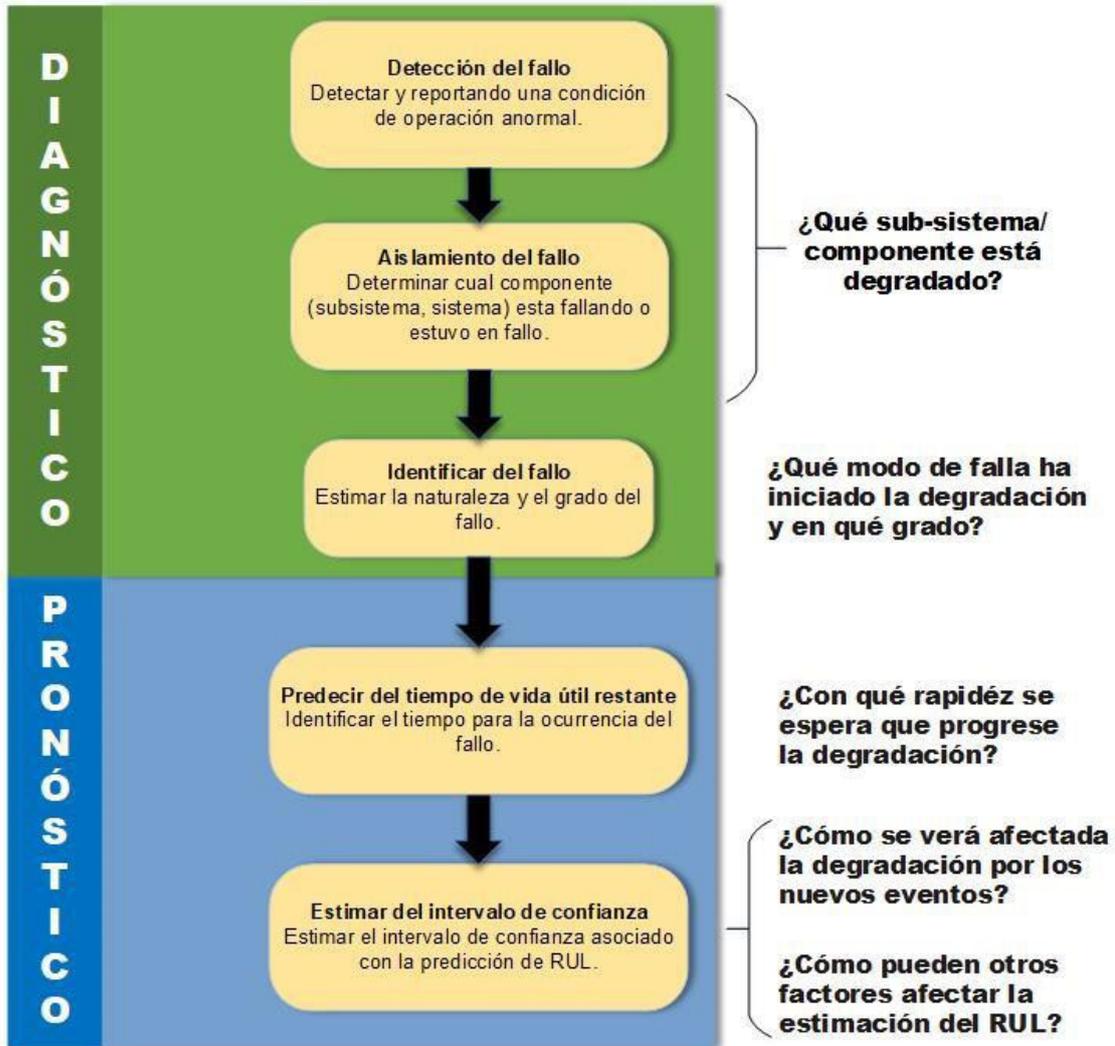


Figura 7 Pasos básicos para la obtención de un pronóstico y su relación con el diagnóstico.

Si se desea un enfoque orientado a los sistemas para el apoyo a la decisión basado en el pronóstico, entonces las estimaciones de vida útil restantes deben complementarse con pronósticos que describan el impacto de las fallas pronosticadas en las actividades operativas y de mantenimiento [36], que tiene en cuenta factores que no son de ingeniería tales como preocupaciones logísticas, problemas de gestión de inventario/ suministro, opciones de planificación de mantenimiento. Sin embargo, esto puede considerarse una tarea de gestión

empresarial en lugar de pronóstico y no se describe con más detalle en este documento.

1.7 CLASIFICACIÓN DE MODELOS PARA EL PRONÓSTICO

No es práctico para los usuarios potenciales de la industria evaluar cada variante de modelo específica por separado. Por lo tanto, se requiere un sistema de agrupación y clasificación para que se puedan discutir colectivamente variantes de modelos similares. Desafortunadamente, hay poco consenso entre los revisores del campo pronóstico sobre qué clasificaciones son más apropiadas para agrupar los modelos de predicción de vida útil restantes. Como estas revisiones no discuten el mismo conjunto de documentos, puede ser difícil determinar cómo se relacionan estos grupos, incluso cuando comparten el mismo nombre.

Desafortunadamente, los enfoques más comunes no son lo suficientemente detallados como para ser la base de una metodología de selección de modelos, mientras que el esquema más granular en ISO13381-1 incluye modelos utilizados para cumplir con otros requisitos de pronóstico. Esta norma ISO tampoco enumera tipos específicos de modelos o métodos que se asignarían a cada grupo, Figura 8. Por lo tanto, se propone un enfoque de clasificación modificado que está específicamente diseñado para la predicción de vida restante.

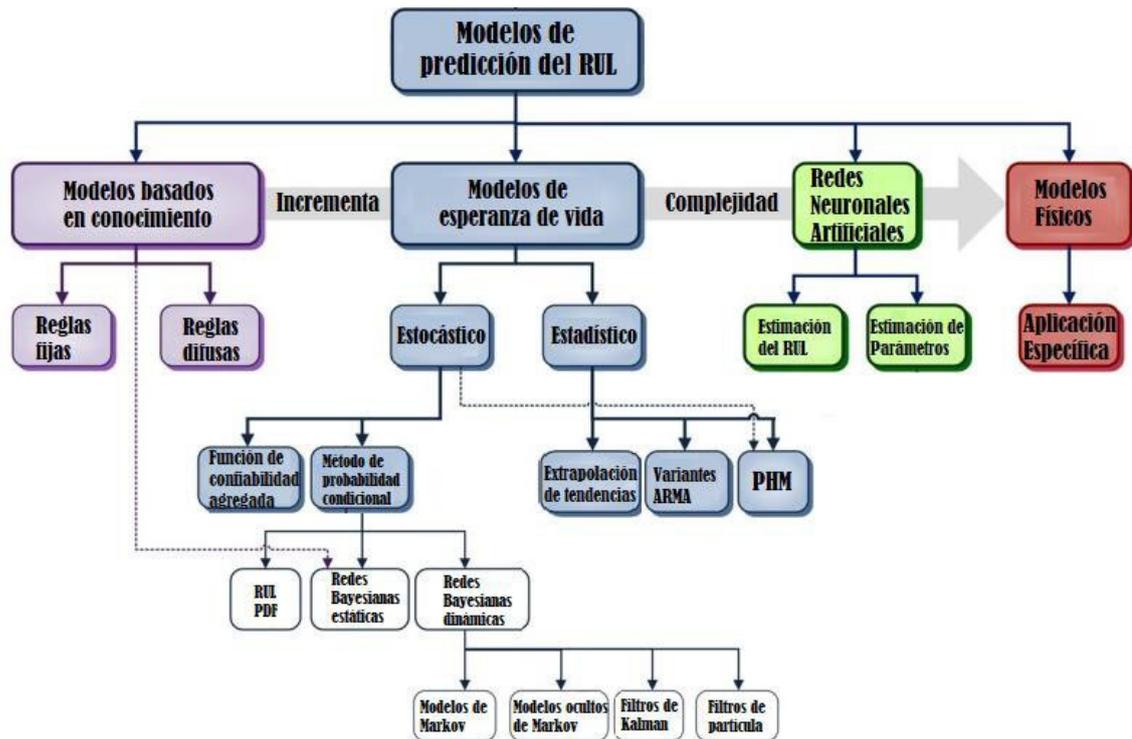


Figura 8 Categorías de modelos para la estimación de vida útil restante.

Como se muestra en la figura anterior, la ISO13381-1 clasifica los modelos en 4 grupos principales y un número variable de subgrupos:

Los **modelos basados en conocimiento** evalúan la similitud entre una situación observada y un banco de datos de fallas previamente definidas y deducen la esperanza de vida de eventos anteriores. Las subcategorías incluyen lo siguiente:

- a) **Sistemas expertos [45].**
 - i. Sistemas difusos.
 - ii. Sistemas expertos híbridos.
 - iii. Sistemas expertos neuronal.
 - iv. Sistemas neuro-difuso.
 - v. Sistemas basados en conocimiento.

Modelos de esperanza de vida: determinan la esperanza de vida de los componentes individuales de la máquina con respecto al riesgo esperado de deterioro en condiciones de funcionamiento conocidas. Las subcategorías se separan en modelos estadísticos y estocásticos e incluyen lo siguiente:

a) **Modelos estocásticos:**

- i. Funciones de confiabilidad agregadas.
- ii. Métodos de probabilidad condicional, incluida la función de densidad de probabilidad RUL y Redes Bayesianas.

b) **Modelos estadísticos:**

- i. Tendencia de extrapolación.
- ii. Modelos y variantes de media móvil autorregresiva (ARMA).
- iii. Modelado de riesgos proporcionales (PHM).

c) **Redes neuronales artificiales:** calculan una salida estimada para la vida útil restante de un componente/máquina, directa o indirectamente, a partir de una representación matemática del componente / sistema que se ha derivado de los datos de observación en lugar de una comprensión física del proceso de falla. Se agrupan además en modelos utilizados para:

- i. Pronóstico directo de RUL.
- ii. Estimación paramétrica para otros modelos.

d) **Modelos físicos:** calculan una salida estimada para la vida útil restante de un componente/máquina a partir de una representación matemática del comportamiento físico de los procesos de degradación. Los tipos de modelos físicos tienden a ser específicos de la aplicación (modo de falla) y, por lo tanto, no se clasifican más. Asignar modelos de investigación individuales en cualquier conjunto de clasificación estricto es problemático porque una proporción significativa de los modelos presentados en la literatura, particularmente más recientemente, en realidad son una combinación de dos o más enfoques de modelado clásico. Según las afirmaciones de los proponentes, y con el apoyo de este autor, la fortaleza de su enfoque radica en esta hibridación. Se mencionarán combinaciones particularmente efectivas en una o ambas secciones relevantes.

1.6.1 MODELOS BASADOS EN CONOCIMIENTO

Sistemas expertos

Un sistema experto es un programa de software (o conjunto de programas) que simula el desempeño de expertos humanos en un campo particular. Generalmente consiste en una base de conocimiento que contiene experiencia acumulada de expertos en la materia y una base de reglas para aplicar ese conocimiento a problemas particulares conocidos por el sistema de software. Las reglas se formulan como declaraciones *IF-THEN* precisas; Estos a menudo se basan en hechos heurísticos adquiridos por uno o más expertos durante varios años. Para ser útil, una base de conocimiento debe ser lo más completa y exacta posible [46]. En otras palabras, cada conjunto de entradas debe proporcionar solo una salida y se debe proporcionar una salida para cualquier combinación posible de valores de entrada. Esto puede causar 'explosión combinatoria' [47]. A medida que aumenta el número de entradas y salidas deseadas, también lo hace el número de combinaciones posibles que requieren una regla. Es necesario crearlos y luego verificar su coherencia, lo que puede ser problemático, especialmente cuando se utilizan simultáneamente conocimientos explícitos e implícitos. La base de conocimiento también deberá actualizarse y mantenerse a medida que se obtenga más conocimiento o cambien las configuraciones de planta y proceso. Estos problemas pueden aliviarse en parte incorporando lógica difusa (FL, en inglés *Fuzzy Logic*) como se describe en la siguiente sección.

Una vez desarrollados, los sistemas expertos se utilizan para resolver problemas que normalmente resuelven especialistas humanos, ya sea como parte de un sistema de control automatizado o en conjunto con usuarios no especializados.

Su ventaja es que los resultados son comprensibles y se puede establecer el razonamiento para un resultado particular. Desafortunadamente, los sistemas expertos son tan buenos como los expertos que desarrollan la base de reglas. Además, no es factible que proporcionen una predicción variable continua dado que los resultados están determinados por un conjunto discreto de reglas. Esto limita su utilidad para estimar RUL directamente.

Sin embargo, los sistemas expertos podrían usarse para proporcionar un resultado aproximado en términos generales (por ejemplo, falla en días, menor que un mes, menor que 12 meses, mayor que 12 meses) cuando los expertos humanos conocen dichas reglas. Por lo general, sin embargo, los sistemas expertos se integran o se utilizan para complementar los resultados de otros modelos y son una parte crítica de las soluciones de fusión de datos. Por ejemplo, Garga et al. combinaron un sistema experto con FL y NN como parte de su enfoque de fusión de datos para predecir la vida útil restante de las cajas de engranajes [47].

1.6.2 MODELOS DE ESPERANZA DE VIDA.

Modelos estocásticos

Los modelos estocásticos proporcionan información relacionada con la confiabilidad, como el tiempo medio de falla (MTTF, en inglés *Mean Time to Failure*) como probabilidades de falla con respecto al tiempo. Se basan en el supuesto de que los tiempos de falla de componentes idénticos pueden considerarse variables aleatorias estadísticamente idénticas e independientes y, por lo tanto, pueden describirse mediante una función de densidad de probabilidad. En poblaciones donde las fallas son relativamente escasas, las estimaciones de confiabilidad pueden ser demasiado pesimistas. La precisión de las estimaciones de MTTF se puede mejorar mediante la inclusión de datos censurados (momentos en los que no se ha producido la falla) en el análisis [48] [43], aunque en pequeños conjuntos de datos, donde las censuras ocurren temprano en la vida, esto puede introducir otros errores [49]. En la aplicación más simple, RUL se equipará al tiempo restante antes de que se espere que ocurra un número crítico de fallas (por ejemplo, 5%).

Modelos estadísticos

Los modelos estadísticos estiman el inicio y la progresión del daño en función de los resultados de inspecciones anteriores en máquinas similares. La predicción del deterioro futuro a menudo se lleva a cabo comparando estos resultados con modelos que representan un comportamiento "bueno". A menudo se usan como una alternativa a las redes neuronales artificiales cuando no se dispone de un modelo dinámico adecuado del proceso físico. Por lo general, utilizan datos temporales

como salidas de monitoreo de condiciones o procesos y, por lo tanto, a menudo se clasifican como modelos 'basados en datos'.

1.6.3 REDES NEURONALES ARTIFICIALES

Las redes neuronales artificiales calculan una salida estimada para la vida útil restante de un componente/máquina, directa o indirectamente, a partir de una representación matemática del componente/sistema derivada de los datos de observación en lugar de una comprensión física de los procesos de falla. Son eficaces y eficientes para modelar sistemas no lineales complejos y pueden generalizar y adaptar soluciones de un conjunto de datos limitado. Se pueden usar varios tipos diferentes de datos como entradas de red, incluidas variables de proceso, indicadores de monitoreo de condición, características de activos (por ejemplo, antigüedad, horas de operación) y características del historial de mantenimiento (por ejemplo, tiempo desde la última revisión). Los resultados dependen del objetivo del proceso de modelado, como la acción de mantenimiento deseada o la vida útil restante.

Las redes se componen de elementos de procesamiento simples, también conocidos como nodos, neuronas o unidades, conectados en un formato en capas como se muestra en la Figura 9. Una red neuronal típica consiste en una sola capa de entrada, una o más capas ocultas y una capa de salida, cada una de las cuales comprende uno o más nodos. Las conexiones (también llamadas sinapsis) entre nodos en capas adyacentes se ponderan. Se asocia una función de activación con cada nodo que define si y cómo se transmite la información a los nodos posteriores. Los valores calculados de la función de activación de cada nodo se utilizan como entradas para cualquier nodo posterior (ver Figura 10). La misma función de activación se usa generalmente para todos los nodos en una capa; sin embargo, otras capas en la misma red pueden usar diferentes funciones. Como el procesamiento (computación de la función de activación) puede ser realizado por los nodos en paralelo, las redes neuronales son computacionalmente muy eficientes. El comportamiento global de una red particular está determinado por su arquitectura (disposición nodal), pesos sinápticos y parámetros de la función de activación nodal.

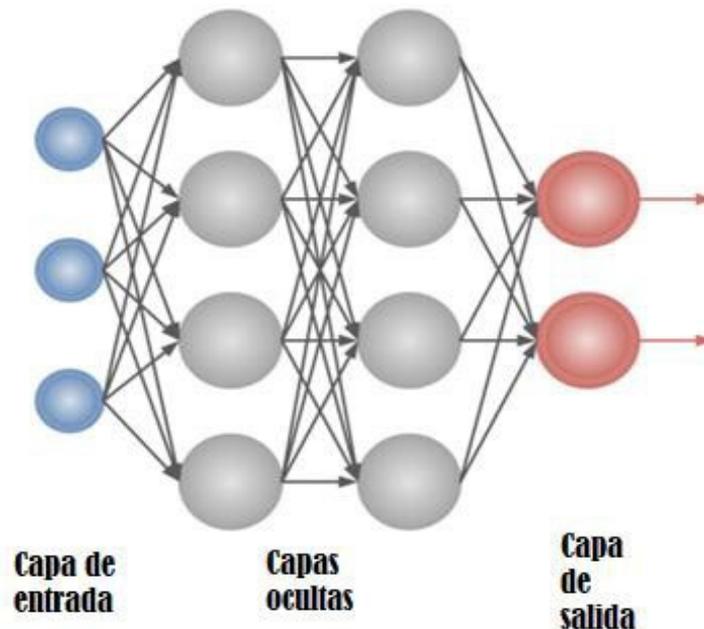
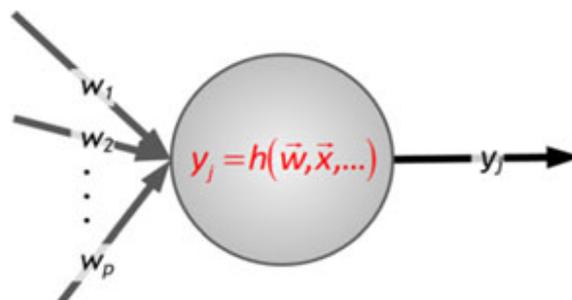


Figura 9 Rede neuronal de alimentación directa.



\vec{x} = vector de los valores de entrada de la capa precedente
 \vec{w} = vector de los pesos de entrada
 h = función de activación
 p = número de nodos en la capa precedente

Figura 10 Comportamiento de un nodo simple.

Arquitecturas de red

Las arquitecturas de red utilizadas para la estimación de vida útil restante se pueden clasificar como:

- a) Redes de alimentación directa (estática) (como se muestra en la Figura 10) en las que las entradas a una capa en particular solo dependen de las salidas de la capa anterior.

b) Redes dinámicas, en las que las entradas a una capa particular dependen de las salidas de los nodos anteriores, así como de las iteraciones anteriores de la propia red. Las redes estáticas proporcionan solo un conjunto de salidas del modelo y su respuesta a un conjunto de entradas es independiente del estado del modelo anterior (es decir, su último conjunto de salidas).

Son ampliamente utilizados para la aproximación de funciones, así como la clasificación de patrones de diagnóstico. Arquitecturas comunes incluyen la multicapa Perceptrón (MLP, en inglés *Multi-layer Perceptron*), la red función de base radial (RBF, en inglés *Radial Basis Function*) y Regresión general Red Neural (GRNN, en inglés *General Regression Neural Network*).

La mayoría de los modelos de pronóstico de RUL desarrollados hasta la fecha se han basado en estas redes estáticas, siendo el perceptrón multicapa la arquitectura más popular (utilizando varias funciones de activación diferentes).

Las redes RBF son más rápidas de entrenar, pero requieren cierto conocimiento de la aplicación específica, ya que utilizan pesos fijos en la capa oculta [30].

Como la Red neuronal de regresión general se usa para estimar una distribución continua, en lugar de un conjunto discreto de salidas, se usa comúnmente para la regresión. Es increíblemente rápido entrenar, aunque puede ser lento de usar, y como predice una distribución, se pueden calcular los límites de confianza.

Aunque los investigadores aún no lo han aplicado ampliamente, se han probado dos tipos de redes dinámicas para los pronósticos. Estas son redes recurrentes y redes neuronales de retardo de tiempo (TDNN, en inglés *Time Delay Neural Networks*). Colectivamente, a menudo se denominan redes de retroalimentación o recursivas, y se adaptan bien a las aplicaciones de modelado de variantes de tiempo, como el pronóstico. Esto se debe a que la red “almacena” el conocimiento temporal en forma de entradas con retraso de tiempo. Los resultados de una iteración del modelo se retroalimentan como entradas en una o más iteraciones posteriores. En las redes recurrentes, esta retroalimentación recursiva se produce en un nivel nodal (Figura 11), donde la neurona simplemente proporciona una integración ponderada de las entradas sinápticas

durante un período de tiempo. Las redes recurrentes también se utilizan para la agrupación, clasificación de patrones, categorización y análisis de datos.

Las redes neuronales de retardo de tiempo son redes estáticas modificadas (generalmente perceptrones multicapa o redes de función de base radial) en las que la salida de la red se retroalimenta como entradas adicionales en una o más iteraciones sucesivas (Figura 12). Son particularmente adecuados para pronosticar funciones dinámicas [50].

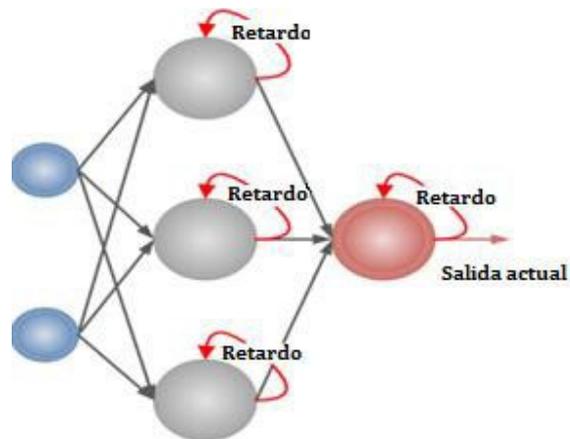


Figura 11 Red neuronal recurrente.

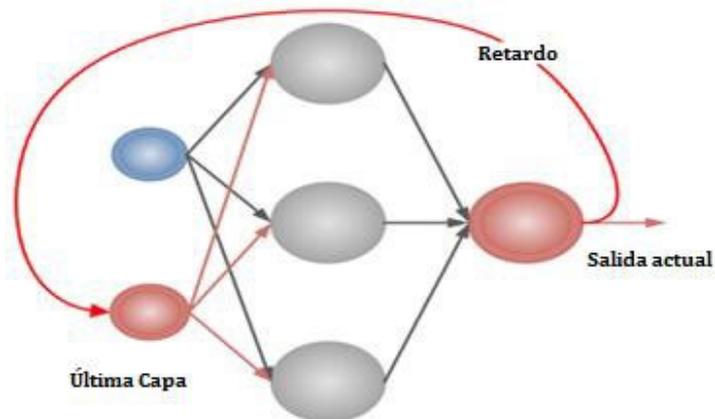


Figura 12 Red neuronal de retardo de tiempo.

Entrenamiento

En última instancia, el éxito de las redes neuronales depende del entrenamiento. Este es el proceso de ajustar automáticamente todos los pesos sinápticos hasta que la red en general proporcione la salida deseada del conjunto de entradas dado. Una vez que se ha obtenido un rendimiento adecuado en el conjunto de datos de

entrenamiento, los pesos se fijan y se utilizan para sacar conclusiones sobre datos no vistos. Un paradigma de aprendizaje supervisado requiere que el resultado correcto para cada conjunto de datos de entrada de entrenamiento esté disponible durante el entrenamiento (por ejemplo, RUL real para un conjunto particular de condiciones o parámetros de proceso).

Por el contrario, cuando no se conocen los resultados deseados, se utiliza el aprendizaje no supervisado para buscar los patrones o grupos más sólidos en el conjunto de datos de entrada. Por lo tanto, tiende a usarse para la investigación o categorización de datos (por ejemplo, identificar estados saludables/problemáticos), mientras que se necesita un aprendizaje supervisado para la estimación de parámetros, la estimación de funciones y la clasificación de datos en grupos predefinidos (por ejemplo, modos de falla).

Como su nombre lo indica, el aprendizaje híbrido utiliza técnicas de aprendizaje supervisado para actualizar algunos pesos, mientras que otros se actualizan mediante el aprendizaje no supervisado. Un nuevo paradigma de aprendizaje se llama aprendizaje por refuerzo. En este enfoque, los datos de entrada no se proporcionan para la capacitación, sino que se generan por las interacciones de un agente con su entorno. Al modelo no se le dice qué acciones tomar, sino que debe descubrir qué acciones producen los mejores resultados a través de prueba y error [44].

La retropropagación de perceptrones multicapa es, con mucho, el algoritmo de aprendizaje más utilizado para la predicción de RUL. Un buen resumen de esta técnica se proporciona en [51]. La generalización también se mejora mediante el uso del algoritmo Levenberg–Marquardt [52] y Levenberg–Marquardt con regularización bayesiana [53]. Las funciones de base radial tienden a entrenarse más rápidamente que los algoritmos de retropropagación, ya que agrupan datos que están adaptando pesos. GRNN utiliza un algoritmo de aprendizaje no supervisado de una pasada que puede generalizarse a partir de ejemplos. El entrenamiento de redes neuronales dinámicas es recursivo. Los pesos se ajustan, la producción se recalcula y luego el proceso se repite hasta alcanzar el equilibrio [50]. Por lo tanto, se puede esperar que el entrenamiento tome mucho más tiempo

que para un modelo estático de tamaño equivalente. Los algoritmos de aprendizaje varían según el tipo de red dinámica utilizada.

Los desafíos comunes para todos los modelos de NN incluyen los siguientes:

- a) Adquirir un conjunto de datos de capacitación representativo y sustancialmente grande.
- b) Decidir sobre el número de capas ocultas y el número de nodos en cada capa.
- c) Seleccionar una función de activación para cada capa.
- d) Equilibrar la precisión del modelo con la adaptabilidad a datos no vistos.
- e) Definir niveles de confianza en los resultados finales.

Desde una perspectiva más práctica, el modelado de NN también requiere una cantidad significativa de datos para construir un buen modelo y determinar el modelo más apropiado se lleva a cabo en gran medida mediante prueba y error. El desarrollo del modelo puede llevar mucho tiempo. El preprocesamiento para limitar el número de entradas de datos y reducir la complejidad del modelo también es fundamental para un cálculo eficiente y efectivo.

El mayor problema con la aplicación de la mayoría de las redes neuronales para la predicción de RUL es que, naturalmente, no proporcionan límites de confianza para sus predicciones. La incertidumbre generalmente proviene del ruido de datos y la especificación errónea de los parámetros del modelo [54]. Se ha propuesto una variedad de técnicas para estimar el probable error de una regresión de red o predicción de clasificación [55] [56] [57], aunque estos generalmente aumentaron significativamente el tiempo de procesamiento y a menudo resultaron en límites de confianza utilizan grandes o erróneamente pequeños. En [58] se presentó un enfoque más exitoso aplicado específicamente a los pronósticos de ingeniería, llamado Red Neuronal de Predicción de Confianza (CPNN). Basado en una red neuronal de regresión general, que por su naturaleza proporciona límites de confianza como parte de la distribución de salida, este método también incluyó rutinas para manejar la incertidumbre y reducir los límites de confianza utilizando un algoritmo de aprendizaje de juego modificado [59].

La principal ventaja de utilizar redes neuronales para pronósticos es que los sistemas complejos, multidimensionales y no lineales pueden modelarse sin una comprensión física del comportamiento del sistema. Los modelos pueden facilitar el uso de cualquier tipo de datos de entrada y pueden combinar diferentes tipos de datos de entrada (por ejemplo, lecturas de sensores, inferencias difusas, entradas de usuario). También hay una gran cantidad de paquetes de software fáciles de usar disponibles para desarrollar redes neuronales. De hecho, la mayoría de los sistemas de modelado pronóstico disponibles en el mercado utilizan redes neuronales para la predicción de vida útil restante. Una desventaja de esto es que las redes neuronales tienen una incapacidad inherente para explicarse. Para suplir esta desventaja, las NN se usan en combinación con otras herramientas, como por ejemplo la lógica difusa, dándole de esta forma un sentido físico al modelo obtenido.

1.6.4 LÓGICA BORROSA.

En 1965, en la Universidad de California (*Berkeley*) se publicó el artículo [60], en este trabajo presentó a la comunidad científica internacional la idea de conjunto borroso, y por extensión, de lo que se conocería como lógica borrosa. Desde entonces, el término FL, ha sido empleado desde dos puntos de vista diferentes: por un lado, la forma estricta del término hace referencia a un sistema lógico que generaliza la lógica digital clásica para admitir el razonamiento impreciso o bajo incertidumbre; por el otro, en un sentido más amplio y muy comúnmente utilizado, la lógica borrosa engloba todas las teorías y tecnologías que emplean conjuntos borrosos.

En cualquier caso, la lógica borrosa ha conseguido en menos de medio siglo revolucionar la tecnología e impulsar la inteligencia artificial mediante la conjunción de los fundamentos matemáticos, la lógica y el razonamiento. La lógica borrosa es una lógica multivaluada que permite valores intermedios para poder definir evaluaciones convencionales. De esta forma, no se determina si un elemento pertenece o no a un conjunto, sino la calidad de la pertenencia evaluada en un rango completo desde la no pertenencia hasta la pertenencia con la máxima calidad posible. Esta característica permite el análisis del razonamiento aproximado, mucho menos estricto que la lógica bivaluada tradicional [61].

Tomando como base la imprecisión del razonamiento humano, pero bajo un planteamiento matemático, la lógica borrosa es capaz de generar la respuesta a una situación basándose en el conocimiento adquirido sobre ésta, aunque éste sea inexacto o incompleto. La lógica borrosa permite establecer límites suaves (o borrosos) para los conjuntos, haciendo que no todo tenga que ser blanco o negro, sino que es posible la existencia de niveles de grises. Se habla de sistema borroso cuando al menos uno de sus componentes emplea lógica borrosa.

En sistemas de control, la lógica borrosa podrá estar presente en la planta, en el controlador o en ambos elementos, así como en los diferentes niveles de la pirámide de automatización como por ejemplo en el de supervisión. El controlador es el elemento que, mediante la aplicación de distintas señales de control, intenta provocar que la planta tenga el comportamiento deseado por el diseñador, según distintos criterios de desempeño, calidad y/o robustez.

El algoritmo de control implementado por éste puede estar realizado mediante lógica borrosa, denominándose en tal caso controlador borroso. En muchas ocasiones se utilizan controladores borrosos cuando el modelo de la planta es desconocido, o demasiado complejo como para ser obtenido, por lo que se suele hablar de sistema de control borroso siempre que se emplea un controlador basado en lógica borrosa en el sistema. Mediante la utilización de la lógica borrosa se pueden desarrollar sistemas de control de procesos o de ayuda en la toma de decisiones, con las siguientes ventajas:

- Eficiencia y rapidez en la implementación, porque brinda una metodología para aprovechar la experiencia de un experto.
- Tiene éxito en aquellos casos en que los datos de entrada por su propia naturaleza son escasos, imprecisos o ruidosos.
- Hace innecesario modelar detalladamente el sistema que se pretende controlar o predecir, porque utiliza un método heurístico.
- Permite controlar sistemas con una no – linealidad muy marcada, donde las estrategias tradicionales, casi siempre controladores del tipo PID ofrecen pobres resultados.

Conjuntos borrosos y funciones de pertenencia.

La lógica borrosa se basa en el concepto de conjunto borroso. Los conjuntos borrosos son una extensión de los conjuntos ordinarios que permiten tratar la imprecisión de forma matemática.

Un conjunto ordinario contiene la totalidad de los entes que poseen una propiedad común. Es decir, dada una propiedad de definición de un conjunto, todos los elementos que cumplan dicha propiedad pertenecerán al conjunto, y el resto no.

Cuando la propiedad es clara, la pertenencia o no de los elementos a un conjunto queda perfectamente definida, sin embargo, si la definición de un conjunto se realiza de forma ambigua o imprecisa, será imposible saber con certeza si ciertos elementos pertenecen o no al conjunto.

La diferencia entre un conjunto borroso y uno ordinario es que los límites de los borrosos no están definidos de forma estricta, sino mediante una función denominada función de pertenencia. En la lógica clásica, un elemento pertenecerá o no a un determinado conjunto (grado de pertenencia 1 o 0 respectivamente), mientras que, en la lógica borrosa, un elemento puede pertenecer a un conjunto con un grado de pertenencia entre 0 y 1. Al igual que en la lógica clásica, los valores 1 y 0 representan respectivamente la pertenencia absoluta o no del elemento al conjunto, pero en el caso borroso se puede pertenecer a un conjunto con un grado intermedio.

Un concepto fundamental en la teoría de conjuntos borroso es el grado de pertenencia. El grado de pertenencia representa la calidad, expresada con un número entre 0 y 1, con la que un elemento pertenece a un determinado conjunto; es decir, la compatibilidad del elemento con el concepto representado por el conjunto. La función que permite obtener el grado de pertenencia de un elemento a un conjunto borroso se denomina función de pertenencia, y se suele denotar mediante el símbolo griego μ . La función de pertenencia del conjunto borroso A se denota como μ_A , y el grado de pertenencia del elemento x al conjunto borroso A , como $\mu_A(x)$. El dominio de definición de la función de pertenencia del conjunto A se conoce como universo de discurso de dicho conjunto [8], y recoge todos los posibles valores de la variable x que pueden ser evaluados mediante la función de

pertenencia $\mu_A(x)$. De esta forma, un subconjunto borroso A de un conjunto X , puede definirse mediante una aplicación μ_A que relaciona cada elemento $x \in X$ con su grado de pertenencia al conjunto A , $\mu_A(x) \in [0, 1]$. El grado de certeza de la afirmación x pertenece a A depende de la definición de la aplicación $\mu_A(x)$, de forma que mientras más se aproxime el grado de pertenencia a uno, mayor veracidad tendrá dicha afirmación. Sea X un conjunto no vacío, un conjunto borroso A está caracterizado por:

$$\mu_A(x) : x \rightarrow 0.1. \quad (1.5)$$

Donde $\mu_A(x)$ representa el grado de pertenencia del elemento x sobre el conjunto borroso A para cada $x \in X$. A está completamente determinado por el conjunto de pares:

$$A = \{x, \mu_A(x), x \in X\}. \quad (1.6)$$

Como se observa en la expresión anterior, un conjunto borroso queda caracterizado mediante su función de pertenencia. Ésta puede expresarse de forma discreta, enumerando el grado de pertenencia para cada elemento del conjunto, o mediante una definición matemática. En la mayoría de los casos se emplean funciones de pertenencia definidas matemáticamente, ya que estas funciones permiten realizar estudios posteriores con mayor facilidad y son válidas para cualquier elemento dentro de su universo de discurso.

En la Figura 6 se pueden observar distintos ejemplos de funciones de pertenencia, todas ellas con un universo de discurso $X \in [0, 10]$. La primera, $\mu_A(x)$, es la función de pertenencia de tipo pi, mientras que el resto son funciones de pertenencia borrosas: $\mu_B(x)$ es una función de pertenencia gaussiana, $\mu_C(x)$ una del tipo triangular, $\mu_D(x)$ es una función de pertenencia trapezoidal, $\mu_E(x)$ es una del tipo Z y $\mu_F(x)$ es una función de pertenencia S. Muchas de las operaciones presentes en la lógica clásica de conjuntos se pueden generalizar a la lógica borrosa, como por ejemplo las tres operaciones básicas: la unión, la intersección y el complemento; sin embargo, hay operaciones y propiedades de la lógica clásica que no se cumplen al trasladarlas al ámbito borroso, como la ley del medio excluido y el principio de no contradicción.

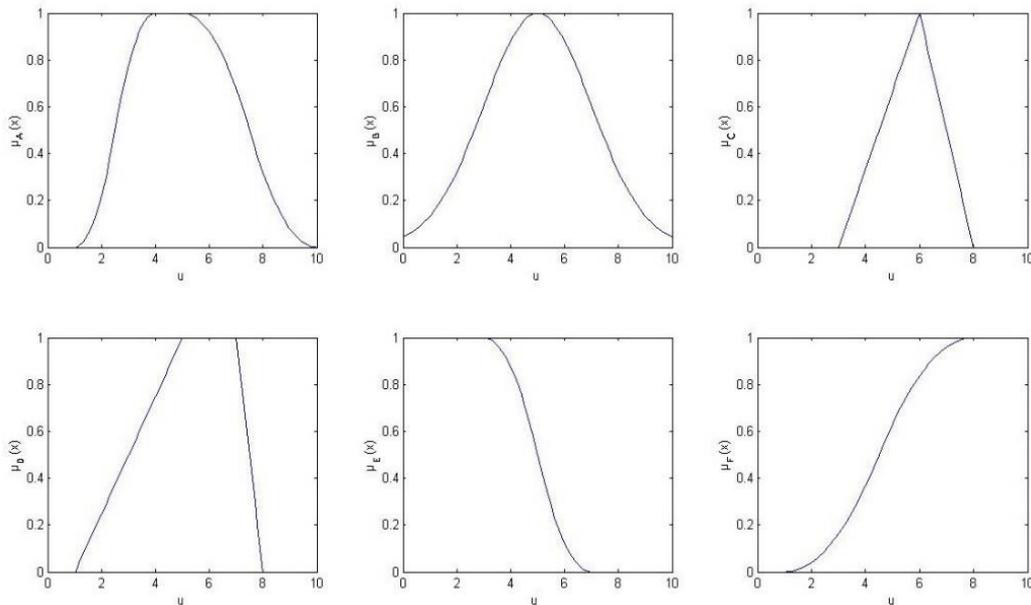


Figura 13 Ejemplos de funciones de pertenencia.

En la lógica borrosa podemos encontrar los sistemas de tipo Mamdani y de tipo Sugeno. En el trabajo se empleó los sistemas borrosos de tipo Takagi-Sugeno – Kang debido a que sus ventajas, que serán abordadas en el siguiente epígrafe, son aplicables al caso en estudio.

Sistemas borrosos tipo Takagi-Sugeno –Kang (TSK)

Los investigadores japoneses Takagi y Sugeno, con la posterior incorporación de Kang, propusieron un tipo de sistema borroso que, en lugar de emplear reglas completamente lingüísticas, utiliza como consecuente una función de las variables de entrada del sistema. Este tipo de sistemas se conoce como modelos Takagi–Sugeno–Kang (TSK), modelos Takagi–Sugeno (TS) o de forma más simplificada, modelos Sugeno [61].

Una regla típica de un sistema TS tiene la forma:

$$\text{Regla } r: \text{ Si } x_1 \text{ es } A_1^r \text{ y } x_2 \text{ es } A_2^r \text{ y } \dots \text{ y } x_n \text{ es } A_n^r \text{ entonces } y^r = g^r(x). \quad (1.7)$$

donde, $i = 1 \dots n$, son las entradas del sistema y es la salida inferida por la regla r . Los elementos A_i^r son los conjuntos borrosos del antecedente de la regla r , definidos en los universos de discurso de sus entradas asociadas. La consecuencia

inferida a partir de la regla se calcula con la función $g^r(x)$, dependiente de las entradas del sistema.

La función consecuente, $g^r(x)$, puede escogerse libremente, aunque los consecuentes más utilizados en este tipo de sistemas son los polinomios de grado 0 y de grado 1. La utilización de polinomios de órdenes mayores o de funciones no polinómicas añaden complejidad al sistema y dificultan su interpretabilidad, por lo que no es muy común su utilización. Si la función consecuente es un polinomio de orden 0, se denomina consecuente afín, y las reglas tienen la forma dada por la ecuación (1.8); mientras que, si se emplea un consecuente lineal, o de orden 1, las reglas tienen la forma dada en (1.9). Los elementos $b_0^r, b_1^r, \dots, b_n^r$ son parámetros reales, siendo b_i^r los términos que multiplican a la variable i -ésima del sistema, y b_0^r el término afín de la regla r . El consecuente TSK crea un hiperplano n -dimensional, donde los elementos b_i^r caracterizan el hiperplano, y el término afín se comporta como un offset o desplazamiento de la salida. Por ejemplo, en un sistema de orden, $n = 1$, el consecuente TSK tiene la forma $y^r = b_0^r + b_1^r x_1$, donde $b_1^r x_1$ crea una recta de pendiente b_1^r , y el término afín b_0^r es el valor de la salida en $x_1 = 0$.

$$\text{Si } x_1 \text{ es } A_1^r \text{ y } x_2 \text{ es } A_2^r \text{ y } \dots \text{ y } x_n \text{ es } A_n^r \text{ entonces } y^r = b_0^r. \quad (1.8)$$

$$\text{Si } x_1 \text{ es } A_1^r \text{ y } x_2 \text{ es } A_2^r \text{ y } \dots \text{ y } x_n \text{ es } A_n^r \text{ entonces } y^r = b_0^r + b_1^r x_1 + \dots + b_n^r x_n. \quad (1.9)$$

La salida de un sistema TS se calcula mediante la suma ponderada o el promedio ponderado del efecto individual de todas sus reglas [62]. La suma ponderada, es la suma de los valores obtenidos por la función consecuente, ponderadas por el grado de activación de cada una de las reglas. El promedio ponderado, consiste en dividir la suma ponderada por el sumatorio de las fuerzas de activación de las reglas. Estos métodos de agregación permiten, de forma matemáticamente sencilla, que las reglas que se cumplen en mayor grado afecten más a la salida del sistema que las que se cumplen con una menor calidad. Si la base de reglas está formada por R reglas y w^r es el grado de cumplimiento de la regla r , la salida aplicando la suma ponderada o el promedio ponderado, se obtiene mediante la aplicación de las ecuaciones (1.10) ó (1.11), respectivamente.

$$y = \sum_{r=1}^R w^r y^r. \quad (1.10)$$

$$y = \frac{\sum_{r=1}^R w^r y^r}{\sum_{r=1}^R w^r}. \quad (1.11)$$

El grado de cumplimiento de cada regla, w^r , se obtendrá mediante la aplicación de un operador de conjunción que se modela mediante una T-norma; normalmente la función mínimo o producto:

$$w^r = T(A^r x_1, A^r x_2, \dots, A^r x_n). \quad (1.12)$$

En este caso es imprescindible algún mecanismo para agregar todas las conclusiones parciales de las reglas en una única salida, utilizándose para ello la suma ponderada o el promedio ponderado.

Estos métodos de agregación permiten, de forma matemáticamente sencilla, que las reglas que se cumplen en mayor grado afecten más a la salida del sistema que las que se cumplen con una menor calidad. El modelo borroso TSK es ampliamente utilizado por sus ventajas con respecto al de Mamdani en los siguientes aspectos:

- La salida de cada una de las reglas es un valor numérico, de forma que no se requiere del desemborronado para generar la salida del sistema.
- Son una poderosa herramienta para el modelado de sistemas complejos y altamente no lineales, ya que son aproximadores universales tanto de la función como de su derivada. Además, si se utiliza como consecuente un polinomio de orden 1 completo; es decir, con el término afín distinto de cero, también se puede aproximar de forma universal la 2^{da} derivada de una función.
- La utilización en los sistemas TSK de un consecuente polinómico permite aproximar funciones con gran precisión y con un número mucho menor de reglas que los sistemas de tipo Mamdani.

Según lo antes expuesto la lógica borrosa resuelve parte de nuestra problemática pero no garantiza totalmente la adaptabilidad del sistema ya que pueden ocurrir fenómenos de erosión y obstrucción con un comportamiento diferente a los que se conocían para el diseño del sistema borroso; como solución se tomó el empleo de

las redes neuronales que son una herramienta que puede ser entrenada por varios algoritmos de aprendizaje y adaptarse a nuevas situaciones y como aspecto positivo tienen que permite el manejo de grandes cantidades de datos, algo que es muy común en los procesos modernos al contar con un sistema de supervisión, control y adquisición de datos (SCADA, en inglés *Supervisory Control And Data Acquisition*), además existen antecedentes de su empleo en los MLC con un uso de un 14.81 % de los reportes de MLC existentes.

CONCLUSIONES DE CAPÍTULO

En este capítulo se exponen los principales aspectos que abarca el marco teórico de este trabajo. Se realizó una descripción detallada del proceso de vaciado continuo de acero en la empresa ACINOX Las Tunas, prestando mayor atención en el sistema de control de nivel en molde ya que el mismo es determinante en la calidad del producto final, que es palanquillas de diferentes secciones; se analizaron los fenómenos de erosión y obstrucción que están presentes en las válvulas asta-tapón y a su vez son perturbaciones de lento desarrollo presente en dicho sistema, se realizó una revisión general de los conceptos básicos del diagnóstico y pronóstico de fallos, en especial en el pronóstico de RUL, y por último se realizó un estudio de las diferentes técnicas de pronóstico de RUL, según los reportes más recientes.

CAPÍTULO 2. DISEÑO DE UNA HERRAMIENTA PARA EL PRONÓSTICO DE TIEMPO DE VIDA ÚTIL RESTANTE DE VÁLVULAS ASTA-TAPÓN.

En este capítulo se expondrán los criterios tomados en cuenta para la elección de la herramienta que se empleó para el pronóstico del tiempo de vida útil restante de la SR en el vaciado continuo de acero, de acuerdo con las necesidades del sistema se plantearán determinados requerimientos que se deberán cumplir para la obtención de resultados satisfactorios. Luego se abordará la selección de las variables más relevantes para el pronóstico, así como la distribución de los datos de que se dispone para dar paso al proceso de entrenamiento, con el que se obtendrá un modelo de pronóstico de RUL que finalmente será analizado y evaluado mediante el uso de indicadores estadísticos que evidenciarán su desempeño.

2.1 ELECCIÓN DE LA HERRAMIENTA A EMPLEAR PARA EL PRONÓSTICO DEL RUL

Existen muchos tipos de modelos para el pronóstico del RUL, pero en varios de ellos es necesario un conocimiento profundo del proceso de degradación, por lo que parece acertado usar herramientas basadas en el análisis de datos que permitan la obtención de modelos que relacionen las variables de entrada y salida, como el ANFIS, en el cual se combinan las redes neuronales y la lógica difusa. Como todo modelo que utiliza redes neuronales artificiales éste debe entrenarse utilizando un conjunto de datos representativo del comportamiento de las válvulas bajo los efectos de la erosión y la obstrucción.

En el ANFIS se combinan la capacidad de aprendizaje y la estructura relacional de las redes neuronales artificiales con el mecanismo de toma de decisiones de la lógica difusa. El ANFIS realiza el aprendizaje con muestras de datos de entrenamiento de forma similar a como lo hacen las redes neuronales artificiales en general, obteniéndose un sistema de inferencia borroso (FIS) idóneo para resolver el problema en cuestión. El ANFIS cuenta con cinco capas, que representan a los elementos de un modelo difuso tipo Sugeno de orden cero con dos entradas, cada una de las cuales posee cinco conjuntos y una salida para el consecuente de cada

Capítulo 2. Diseño de una herramienta para el pronóstico de tiempo de vida útil restante de válvulas Asta-Tapón

regla. Las veinticinco reglas establecidas en [63] fueron analizadas cuidadosamente para una posible reducción, a partir de lo cual se eliminaron todas aquellas que carecen de sentido físico. Para realizar el nuevo FIS, se usó la caja de herramientas ANFIS de Matlab® (edición R2015a) en PC la cual tiene la capacidad de soportar el FIS previamente diseñado en [63], permitiendo iniciar el entrenamiento de la red con cierto conocimiento de la aplicación y así acortar el tiempo para obtener el modelo. El ANFIS también genera un FIS después de cada sesión de entrenamiento, que se puede exportar para facilitar las simulaciones y la implementación del caso de estudio.

2.2 REQUERIMIENTOS DEL SISTEMA

Como requisitos del sistema se propusieron: el tipo de formulación a aplicar, la forma en que se deben disponer los datos, el tiempo de respuesta requerido y las prestaciones del equipo de cómputo a utilizar.

Los datos correspondientes a las variables de interés medidas cada 1 s durante el transcurso de las coladas de acero con eventos de erosión y obstrucción de la SR, fueron exportados en archivos *csv* desde el SCADA de la IVC del caso de estudio. Los archivos con extensión *.csv* son compatibles con el programa Microsoft Excel, desde donde se pueden importar con Matlab®. Para la obtención de los datos correspondientes al sistema de control adaptativo propuesto en [63], se realizaron simulaciones en Matlab® con el modelo utilizado en [64], y se guardaron todos los valores de las variables del proceso en archivos con extensión *.mat*.

En este trabajo se requiere un tipo de formulación de ajuste funcional para representar la relación del RUL de la SR versus las variables de entrada seleccionadas. Además, para esta aplicación se recomienda obtener inicialmente un modelo fuera de línea sin restricciones de tiempo de respuesta usando una computadora personal con las siguientes características: Microprocesador: Intel® Core i7-3540M GHz, 16 Gb de memoria RAM DDR3 y 500 Gb de disco de SSD.

2.3 SELECCIÓN DE LAS VARIABLES MÁS REPRESENTATIVAS DE LOS FENÓMENOS DE EROSIÓN Y OBSTRUCCIÓN.

En esta aplicación se propone el aprendizaje por lotes, partiendo de la posibilidad que ofrece el SCADA de la máquina de colada continua para la exportación de datos

Capítulo 2. Diseño de una herramienta para el pronóstico de tiempo de vida útil restante de válvulas Asta-Tapón

de las coladas de acero. En este caso se tomaron los correspondientes a eventos de erosión y obstrucción de válvulas con diferentes niveles de intensidad.

Como variables de entrada del ANFIS se tomaron las mismas propuestas en [63]; donde se consideraron:

$$Cambios_{SR} = \Delta p_{SR} (t) - \frac{A_m \cdot \Delta v}{\hat{K}_{SR-ident}(p_{SR}(t_i)) \cdot \sqrt{2g \cdot l}} \approx \Delta p_{SR-desp} (p_{SR} (t)). \quad (2.1)$$

$$Coef_{adapt}(\rho) = Coef_{SR}(P_{SR}) \cdot Coef_{Art}(L). \quad (2.2)$$

$$\hat{K}_{SR}(p_{SR}) \approx K_{SR}^{\circ} \Delta K_{SR}(p_{SR}). \quad (2.3)$$

Donde $\hat{K}_{SR-ident}(p_{SR}(t_i))$ es el valor correspondiente al último instante t_i de la identificación en línea realizada para $K_{SR}(p_{SR})$ o en su defecto el valor nominal K_{SR}° y de (2.2), que es la ley de adaptación propuesta en [11], se deduce que con ese valor se tiene una aproximación de la incertidumbre $\Delta K_{SR}(p_{SR}(t_i))$ ajustada a $\Delta p_{SR-desp}(t_i)$.

La segunda variable de entrada se obtiene de la identificación en línea basada en la respuesta de frecuencia del proceso. Con un algoritmo SI-I, es posible la identificación en lazo cerrado de forma similar a como se realizó en [63], solo que en este trabajo se utilizó un paso escalón de $H_{r-offset} = 3\%$ de 0% a + 3% alrededor del valor de referencia H_r , la identificación en línea solo será habilitada ante la presencia de los fenómenos de erosión u obstrucción con valores bien separados de $\Delta p_{SR-disp}$. En [63] se muestran resultados positivos al obtener 2.2 y 2.3 con el uso de:

$$Ganancia_{SR} = \begin{cases} K_{SR}^{\circ}, & \forall t, t < t_1 \\ \hat{K}_{SR-ident}(p_{SR}(t_i)), & \forall t, t_i \leq t \leq t_{i+1}, i = 1, \dots, n \end{cases}. \quad (2.4)$$

Capítulo 2. Diseño de una herramienta para el pronóstico de tiempo de vida útil restante de válvulas Asta-Tapón

Como variable de salida se tomó RUL_{SR} que está muy relacionada con la ganancia real de la SR. Teniendo en cuenta que una SR solo se puede usar una sola vez en el proceso de vaciado continuo de acero, es conveniente considerar que su RUL es exactamente el tiempo de vaciado, ya sea por una interrupción intencionada por los operadores o inesperada a causa de una no regulación del sistema de control; esta última causa en la mayoría de los casos está asociada la transformación de la función de transferencia de la planta, en especial, la ganancia de la SR que está sometida a eventos de erosión y obstrucción, en mayor o menor grado, en dependencia de varios factores como son el tipo de acero, el cual puede variar su composición físico-química, el precalentamiento de las piezas de refractario que constituyen la SR, las condiciones de almacenamiento, entre otras. Esta variación de la ganancia de la válvula siempre es positiva y se puede aproximar a una función lineal con cierto grado de ajuste [11]. Como se plantea en [9] solo se puede garantizar la estabilidad de la planta hasta el punto donde la ganancia de la SR haya aumentado 5 o 6 veces con respecto a su ganancia nominal, por lo que se puede afirmar, en este caso, que el RUL de la SR es el tiempo que transcurre desde que comienza el proceso de vaciado hasta el punto en el que la ganancia haya aumentado de 5 a 6 veces.

En este trabajo se asumió un valor de 5.5 veces la ganancia nominal de la SR. Por lo antes explicado se puede asumir que existe cierta relación inversamente proporcional entre la RUL_{SR} y la variación de la ganancia de la SR.

Una vez seleccionadas las variables de entrada y salida se procedieron al proceso de distribución y reprocesamiento de los datos correspondientes a las mediciones de dichas variables.

2.4 DISTRIBUCIÓN Y NORMALIZACIÓN DE LOS DATOS

La principal condición a tener en cuenta para la selección de los datos es que sean suficientemente representativos de todas las situaciones y eventos que pueden ocurrir en el proceso objeto de estudio [65]. Por lo tanto, utilizando una estrategia de muestreo intencional como en [64], se seleccionaron ficheros históricos pertenecientes a fundiciones de acero con diferentes niveles de intensidad en la ocurrencia de eventos de erosión y obstrucción de la SR. Para realizar la

Capítulo 2. Diseño de una herramienta para el pronóstico de tiempo de vida útil restante de válvulas Asta-Tapón

clasificación lingüística de los niveles de intensidad, se definieron heurísticamente subrangos de la variable, tomando como base el análisis de los datos de *Cambios_SR*, según se muestra en la Tabla 3.

Tabla 2. Clasificación de los eventos de erosión y obstrucción.

Evento	Baja	Media	Alta
Erosión	(-1; 7,92]	(-7,92; -15,3]	(-15,3; -25]
Obstrucción	(1; 6,99]	(6,99; 15,99]	(15,99; 25]

EVENTO	GRADO		
	Bajo	Medio	Alto
EROSIÓN	(-1; -7,92]	(-7,92; -15,3]	(-15,3; -25]
OBSTRUCCIÓN	(1; 6,99]	(6,99; 15,99]	(15,99; 25]

El rango $-1 \leq \text{Cambios_SR} \leq 1$ puede considerarse como una zona de operación normal o libre de eventos de erosión u obstrucción.

A partir de la clasificación anterior, se analizaron todas las coladas de acero con diferentes niveles de intensidad de erosión de la válvula, seleccionándose 24, que están recogidas en la tabla del Anexo 3. De ellas, solo dos presentaron erosión alta (7 y 24), siete se clasificaron como de erosión media (3, 6, 10, 13, 18, 20, 22) y 15 con erosión baja (1, 2, 4, 5, 8, 9, 11, 12, 14, 15, 16, 17, 19, 21, 23). Esta selección es representativa de la tasa de incidencia de cada nivel de intensidad del evento en la población seleccionada para el caso de estudio.

La obstrucción de las válvulas ocurrió con menos frecuencia: en este caso, se seleccionaron 16 coladas de acero; tres con obstrucción alta (1, 5, 6), tres con obstrucción media (2, 10, 14) y 10 con obstrucción baja (3, 4, 7, 8, 9, 11, 12, 13, 15, 16), logrando una tasa de incidencia similar a la real en el caso de estudio, para más detalles de las coladas con presencia de obstrucción, puede verse el Anexo 4. Este proceso de selección también tuvo en cuenta el criterio de tener representatividad de todos los niveles de intensidad de cada evento en los conjuntos de entrenamiento, prueba y verificación.

Luego del proceso de selección de los patrones, se hizo una división en dos grupos:

Capítulo 2. Diseño de una herramienta para el pronóstico de tiempo de vida útil restante de válvulas Asta-Tapón

uno más numeroso con el 75 % de los datos para realizar el proceso de aprendizaje, tomando el 50 % para el conjunto de entrenamiento y el 25 % para el conjunto de prueba. De esta forma, se entrenó el ANFIS utilizando 12 ejemplos de erosión y ocho de obstrucción como conjunto de aprendizaje, mientras que se verifica el error que comete el modelo NN al aplicarlo a seis patrones de erosión y cuatro patrones de **colmatación**. La información contenida en ambos conjuntos es similar, lo que permite el uso adecuado de la técnica de validación cruzada [65]. El 25 % de los patrones de datos restantes (seis patrones de erosión y cuatro patrones de obstrucción) se reservaron para el conjunto de verificación, lo que permitió medir la efectividad del nuevo modelo de forma totalmente objetiva con hechos representativos de todas las situaciones que se pueden producir.

Como se plantea en [66] es necesario realizar un escalado de los datos para evitar saturación en las funciones de activación de las neuronas que componen las capas ocultas y de salida de la NN, para ello se identificaron los valores máximos y mínimos de cada variable empleada y se decidió realizar el escalado de *Cambios_SR* en el intervalo [-1, 1] mediante la ecuación 2.5.

$$Cambios_SR_{Norm} = \frac{Cambios_SR}{Coef_{Norm}} \quad (2.5)$$

en la que $Cambios_SR_{Norm}$ es el valor resultante de la normalización y $Coef_{Norm}$ es el coeficiente de normalización, en el caso de la variable *Cambios_SR* fue necesario utilizar dos valores, debido a que el máximo valor absoluto de *Cambios_SR* fue diferente para erosión y obstrucción, por lo tanto se empleó una normalización por tramos de [-1 0] y [0, 1] con un $Coef_{Norm}$ de 26.2855 y 25 unidades respectivamente; en el caso de *Ganancia_SR* se realizó un escalado en el intervalo de [0, 1] a través de la expresión 2.6.

$$Ganancia_SR_{Norm} = \frac{Ganancia_SR - 36}{Coef_{Norm} - 36} \quad (2.6)$$

Capítulo 2. Diseño de una herramienta para el pronóstico de tiempo de vida útil restante de válvulas Asta-Tapón

en la que $Ganancia_SR_{Norm}$ es el valor de $Ganancia_SR$ normalizado, $Coef_{Norm} = 181.328$ unidades que fue el valor máximo de $Ganancia_SR$ y se restan 36 unidades porque este fue el valor mínimo.

En el caso de la variable RUL_{SR} la normalización se realizó para el intervalo de [0, 1], en este caso se tomó la del evento de menor grado, que fue el de erosión 7, la cual tuvo una duración de 1157 minutos, por lo tanto, este fue el RUL máximo en el conjunto de coladas seleccionadas en el caso de estudio. La expresión para la normalización de la variable quedó de la siguiente manera:

$$RUL_{SR-norm} = RUL_{SR}/1157. \quad (2.7)$$

Una vez procesados los datos correspondientes a las coladas seleccionadas se procedió a realizar el entrenamiento del ANFIS.

2.5 DISEÑO DEL MODELO ANFIS

Para la realización del experimento es necesario contar con una computadora personal (PC, en inglés *Personal Computer*), con los recursos mínimos necesarios de hardware y software, capaz de soportar la versión de MATLAB®, R2015a, que es una de las que trae incorporada la herramienta ANFIS, dicha herramienta se invoca mediante el comando *anfisedit*, en la ventana de comandos, luego de ser ejecutada, aparece una interfaz muy sencilla y sugerente para realizar la configuración previa al entrenamiento.

En la Figura 14 se puede observar que se señalaron 5 zonas fundamentales de la herramienta, en rojo se señaló la zona en la que herramienta grafica tanto los datos cargados, como el comportamiento del error de entrenamiento durante la ejecución del mismo; en la zona verde se encuentran los botones para insertar y eliminar los datos de entrenamiento, test y chequeo; en la zona azul se puede configurar la estructura del FIS que se desea obtener; en la parte que se resalta en amarillo es donde se realiza la parametrización para el entrenamiento; y en la zona señalada en negro se escoge qué tipo de errores se desean graficar una vez finalizado el entrenamiento.

Capítulo 2. Diseño de una herramienta para el pronóstico de tiempo de vida útil restante de válvulas Asta-Tapón

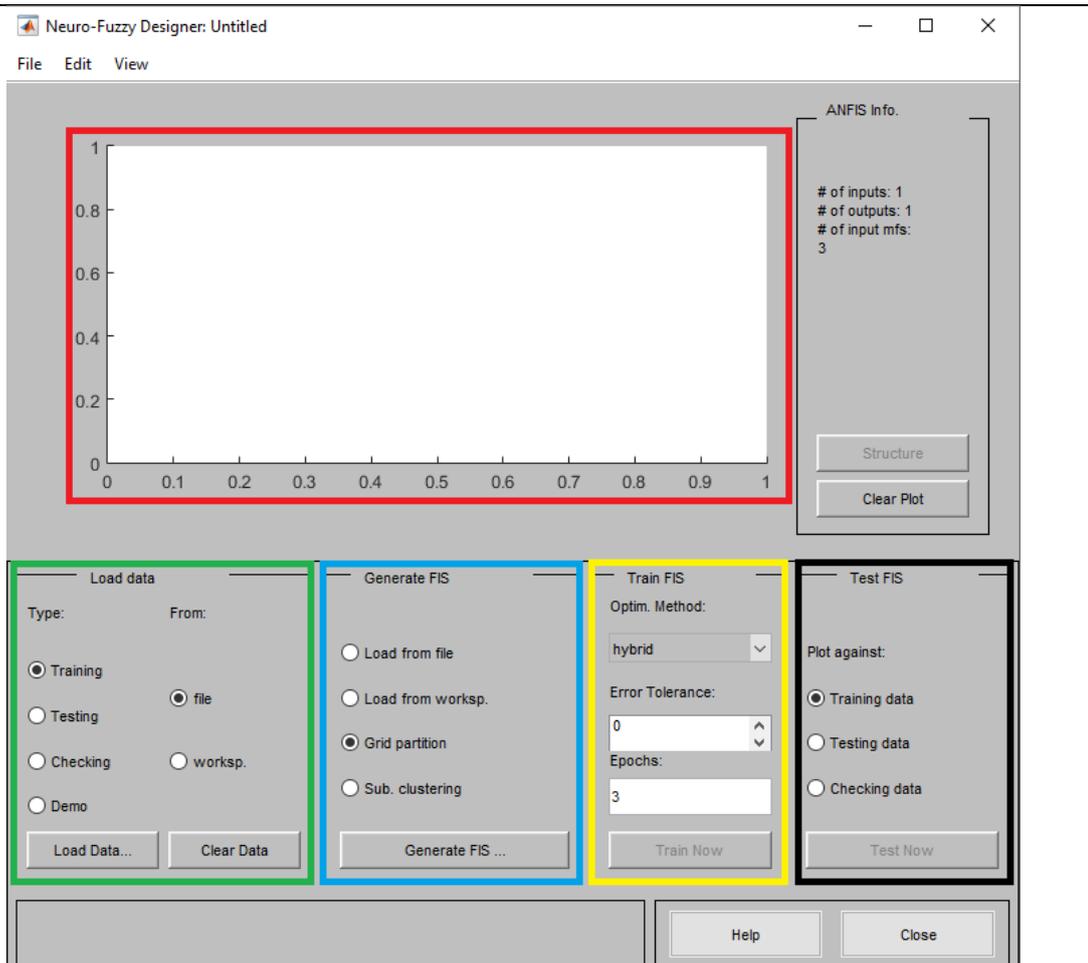


Figura 14 Interfaz ANFIS.

El primer paso en la realización del experimento fue cargar los datos de entrenamiento, test y chequeo, previamente normalizados como se explicó en el epígrafe anterior. Luego se definieron las características del FIS que se desea obtener una vez entrenado el ANFIS, para ello se precisó el tipo de función de pertenencia para representar los subconjuntos borrosos en el universo discurso de cada variable de entrada y de la salida, escogiéndose la función de pertenencia gaussiana para los subconjuntos de las variables de entrada y como función de salida de las reglas tipo Sugeno la constante. También se estableció como número de subconjuntos borrosos de cada variable de entrada, 5, ya que es un número de clasificaciones apropiado para que un ser humano pueda asignarle a una variable determinada; para la realización de lo antes explicado se seleccionó el botón

Capítulo 2. Diseño de una herramienta para el pronóstico de tiempo de vida útil restante de válvulas Asta-Tapón

Generate FIS, en tanto en la ventana emergente que se muestra en la Figura 15 se muestra la interfaz en la que se puntualizaron todos los parámetros antes mencionados.

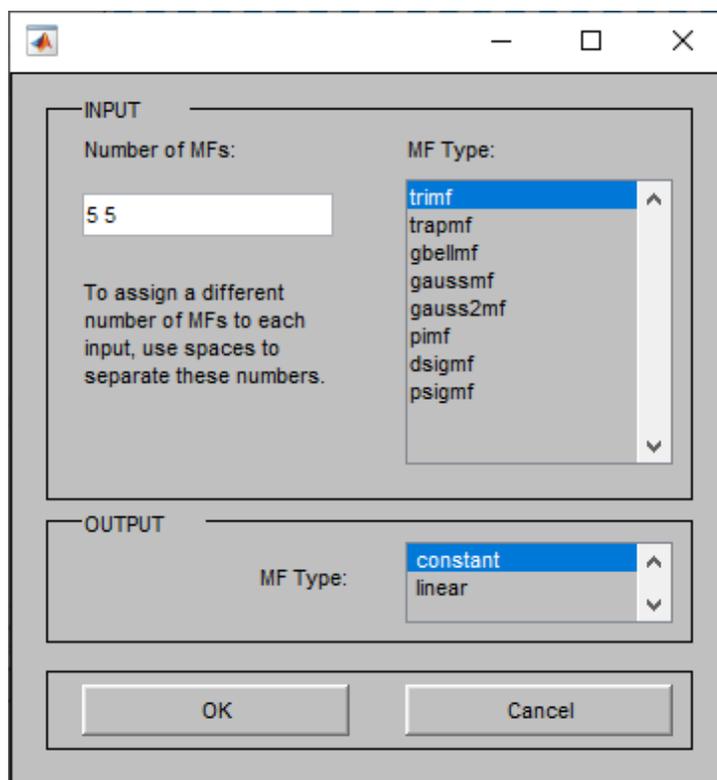


Figura 15 Ventana de configuración del FIS.

Una vez que se configuraron los parámetros antes dichos, la herramienta ANFIS hizo una propuesta de red neuronal correspondiente a dicha configuración, el paso siguiente fue realizar una simplificación de las reglas, que consiste en eliminar aquellas reglas que carecen de sentido físico, ya que podrían provocar un resultado no deseado, por lo que la red neuronal quedó con la estructura que se muestra en la Figura 16.

Capítulo 2. Diseño de una herramienta para el pronóstico de tiempo de vida útil restante de válvulas Asta-Tapón

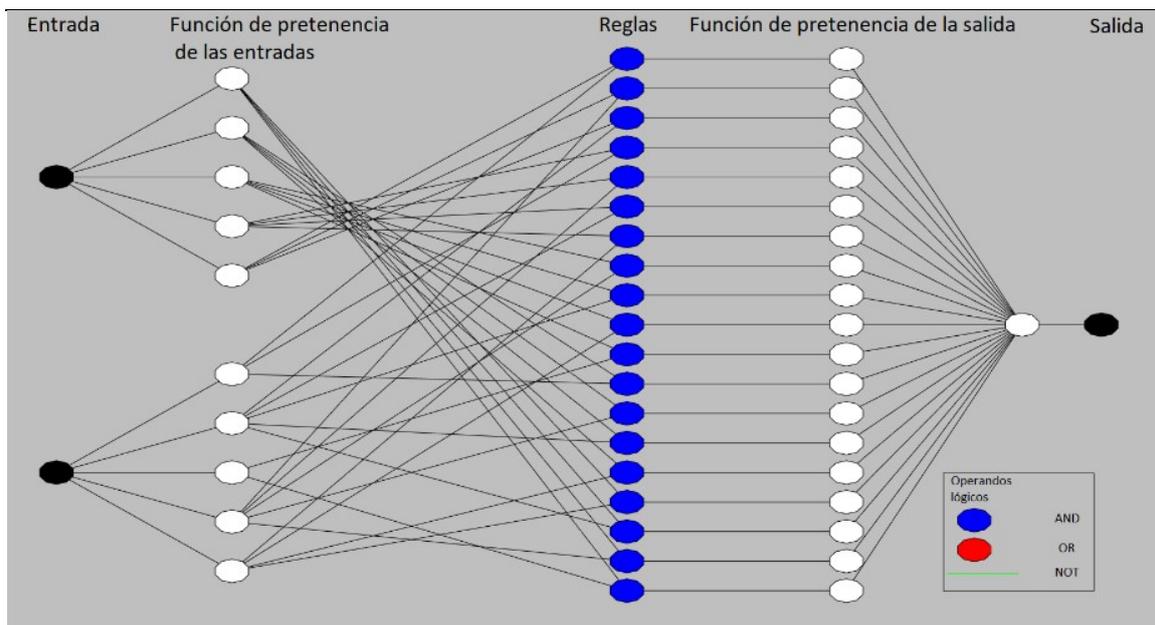


Figura 16 Estructura de la red neuronal resultante.

La NN resultante posee 3 capas ocultas, la primera capa oculta está conformada por 10 neuronas, encargadas de modelar cada una de las funciones de pertenencias de las 2 entradas de la red, en la segunda capa oculta hay 19 neuronas representativas de las 19 reglas que componen la base de reglas del ANFIS, mientras que en la tercera capa oculta se realiza el cálculo de los consecuentes de las reglas mediante 19 neuronas encargadas de esta función.

Luego de haber obtenido la estructura de red neuronal, se realizó la selección de los parámetros de entrenamiento, para ello se efectuaron dos entrenamientos con diferentes métodos de optimización: el *Híbrido* y el de *Retropropagación* del error, mientras que para poder apreciar el desempeño de cada método se tomó como indicador el error de entrenamiento y se estableció como número de épocas, 35. El primer entrenamiento se realizó con el método de optimización híbrido y como se puede observar en la Figura 17 tanto el error de entrenamiento como el de test se mantienen con poca variación y sin mejora significativa, lo cual indica que este es un método muy lento para este tipo de aplicación.

Capítulo 2. Diseño de una herramienta para el pronóstico de tiempo de vida útil restante de válvulas Asta-Tapón

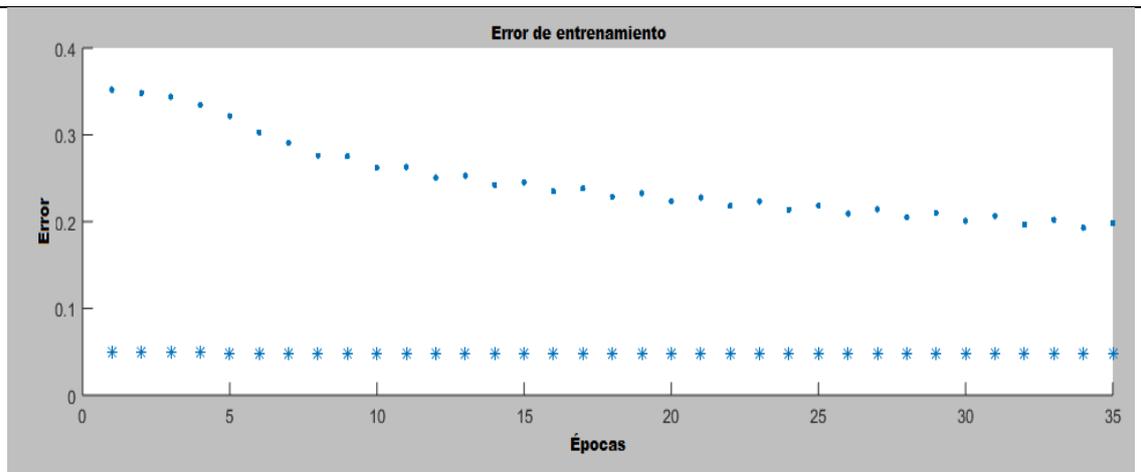


Figura 17 Entrenamiento con el método híbrido en 35 épocas.

Los resultados obtenidos con el método de optimización de retropropagación del error fueron más alentadores, como se muestra en la Figura 18, pues con el uso de este método se logró obtener el mejor resultado en tan solo 7 épocas de entrenamiento, lo cual indica que solo es necesario realizar el entrenamiento hasta la época número 7, ya que, de ahí en adelante, seguir entrenando solo causaría el deterioro de este resultado.

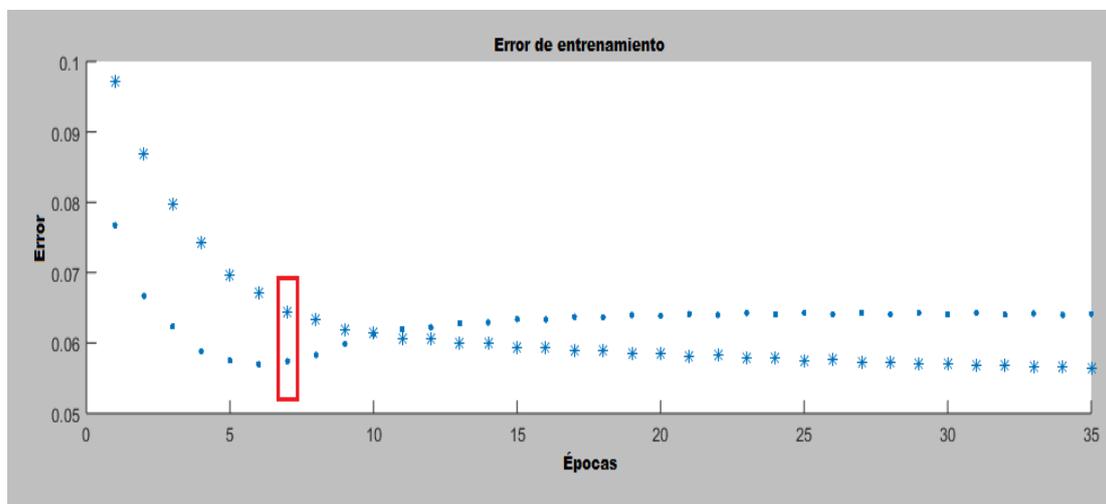


Figura 18 Entrenamiento con el método de retropropagación del error en 35 épocas.

Capítulo 2. Diseño de una herramienta para el pronóstico de tiempo de vida útil restante de válvulas Asta-Tapón

Teniendo en cuenta la velocidad de la herramienta, hasta el momento el método de optimización de BP aparenta ser el más adecuado, para realizar una correcta elección se realizó una comparación de ambos métodos a través de los errores de entrenamiento, test y chequeo, realizándose varios entrenamientos para 7, 20 y 40 épocas, en la Tabla 4 se han señalado en rojo los mejores resultados. Aparentemente el método con mejores resultados es el híbrido, pero en un análisis más detallado se llegó a la conclusión que dicho método es ligeramente superior al BP cuando se analizan los errores de entrenamiento y test, pero teniendo en cuenta el error de chequeo el método de BP es significativamente superior al híbrido, para la elección definitiva del método se escogió este error debido a que los datos de chequeo no intervienen en el proceso de entrenamiento, siendo esta una forma de demostrar la capacidad de generalización del modelo obtenido a través del método de optimización BP.

Tabla 3 Errores de los métodos de optimización del ANFIS.

NO. DE ÉPOCAS	MÉTODO	TRAIN	TEST	CHECK
7	BP	0,063	0,066	0,058
	Híbrido	0,048	0,0658	0,276
20	BP	0,0583	0,0625	0,0639
	Híbrido	0,047	0,062	0,223
40	BP	0,0559	0,061	0,0637
	Híbrido	0,0475	0,0617	0,189

Después de haber realizado todas estas pruebas, quedaron definidos los parámetros de entrenamiento del ANFIS, y se pasó a realizar el mismo, en una PC con una CPU Intel(R) Core(TM) i7-3540M 3.00 GHz, 16 Gb de memoria RAM, Disco de estado sólido de 500 Gb y sistema operativo Windows 10 Profesional de 64 bits.

2.6 ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS

Después de 35 minutos de entrenamiento se obtuvo un FIS con un error de entrenamiento de un 6.3 %, un error de test de un 6.6 % y un error de chequeo de un 5.8 %. La distribución de los subconjuntos borrosos de la variable *Cambios_{SSR}* se realizó de una forma coherente teniendo en cuenta el nombre que se le dio a cada uno y el significado físico correspondiente, como se muestra en la Figura 19, los

Capítulo 2. Diseño de una herramienta para el pronóstico de tiempo de vida útil restante de válvulas Asta-Tapón

subconjuntos Erosión y Obstrucción se encuentran solapados significativamente con el subconjunto Normal, lo que sugiere que es difícil diferenciar en la práctica entre Normal y Erosión o Normal y Obstrucción.

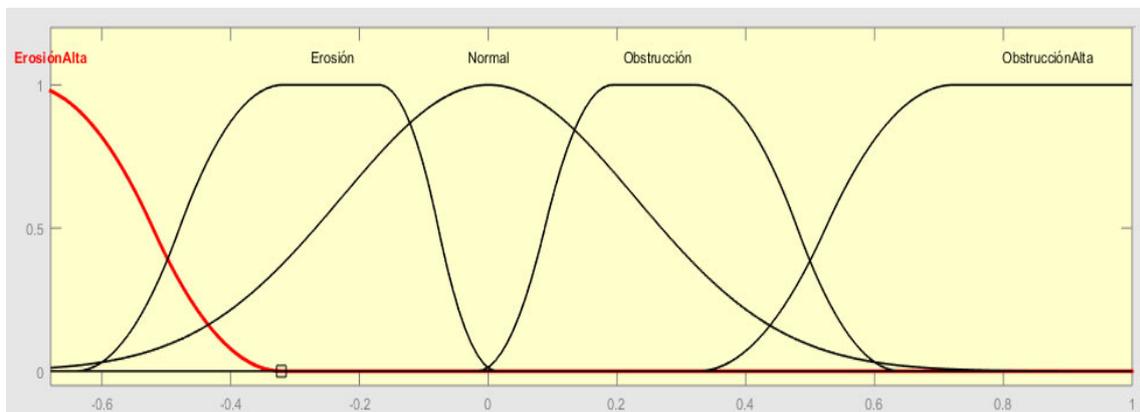


Figura 19 Universo discurso de la variable $Cambios_{SR}$

Por otra parte los subconjuntos borrosos de la variable $Ganancia_{SR}$ quedaron distribuidos como se muestra en la Figura 20. Al igual que en la variable anterior los subconjuntos quedaron distribuidos de una forma coherente, el subconjunto Media es un poco más ancho que el resto, esto se debe a que en la muestra de coladas seleccionadas este caso es más frecuente.

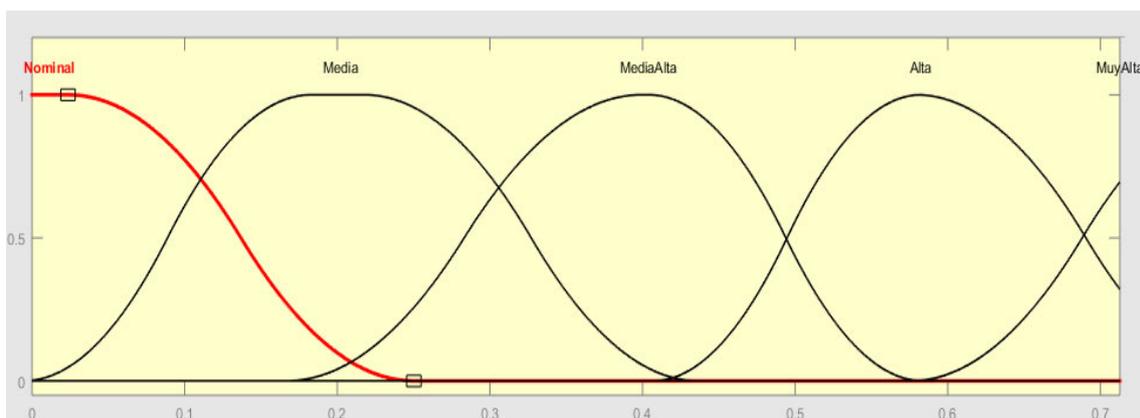


Figura 20 Universo discurso de la variable $Ganancia_{SR}$

Respecto a la variable de salida, se obtuvo una base de conocimiento de 19 reglas que recogen todas las situaciones posibles en la práctica, gracias a la simplificación de reglas que se realizó, los consecuentes de las reglas, luego del entrenamiento, quedaron dentro del rango $[0; 1]$, en el que se normalizó la variable de salida RUL_{SR} .

2.7 EVALUACIÓN DEL DESEMPEÑO DE LA HERRAMIENTA DISEÑADA

Como parte del diseño, es indispensable la validación del modelo obtenido, para ello se realizaron simulaciones con el modelo que brinda [11], en el que se exportó el RUL de la SR obtenido en cada instante por la herramienta diseñada, para luego ser comparado con el RUL real de cada colada.

Se realizó la selección de seis coladas para realizar la validación de la herramienta obtenida, de ellas tres son de erosión y tres de obstrucción, y dentro de esas se tomaron coladas con eventos de grado bajo, medio y alto, según la clasificación definida anteriormente.

En el caso de las coladas con presencia de erosión se seleccionaron las coladas E7 con grado alto, E8 con grado bajo y E22 con grado medio; en las Figuras 21, 22 y 23 se muestra el comportamiento, durante la primera hora, del RUL estimada por la herramienta propuesta frente al RUL real de la colada en cuestión.

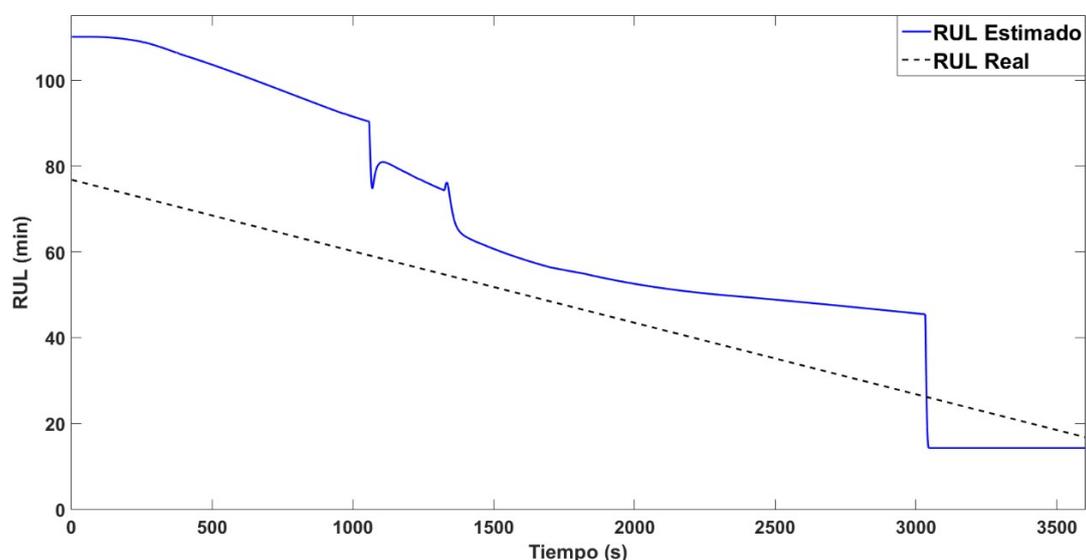


Figura 21 Comportamiento del RUL estimado frente al RUL real en la colada E7.

Capítulo 2. Diseño de una herramienta para el pronóstico de tiempo de vida útil restante de válvulas Asta-Tapón

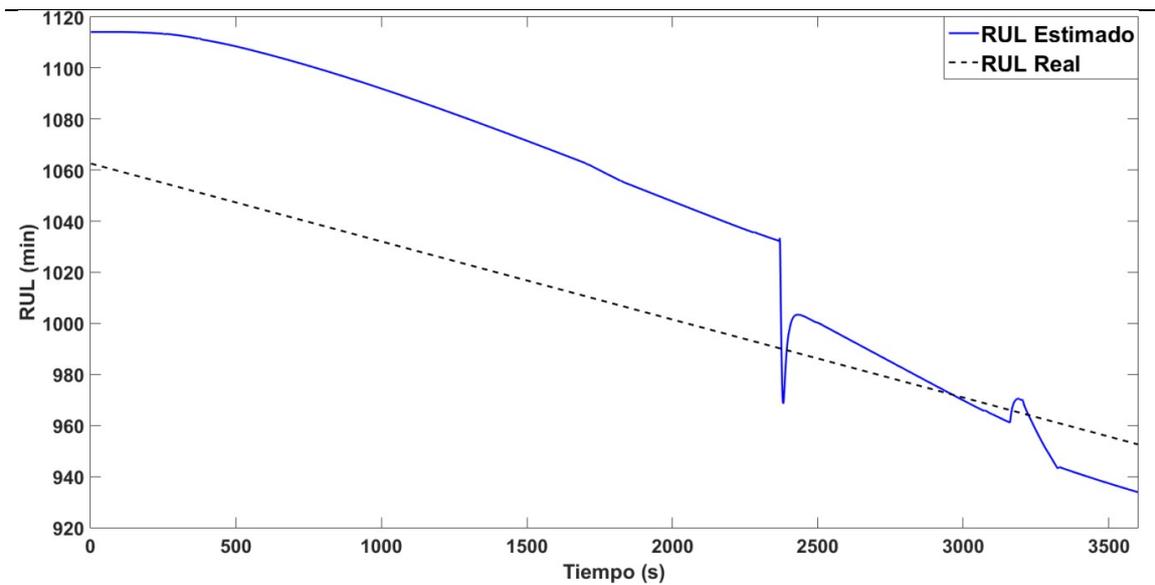


Figura 22 Comportamiento del RUL estimado frente al real en la colada E8.

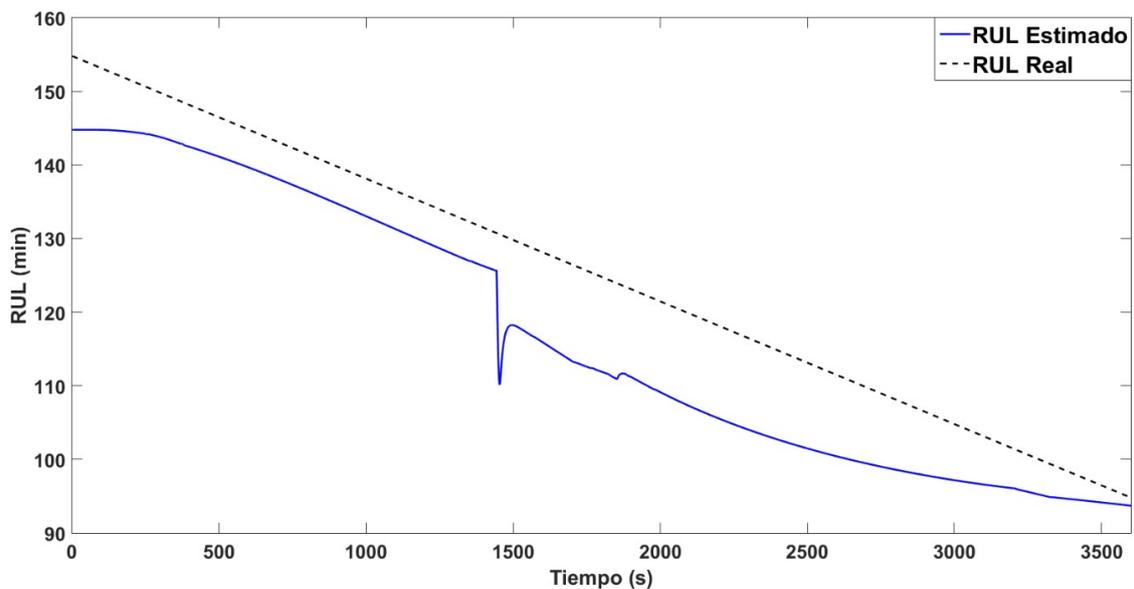


Figura 23 Comportamiento del RUL estimado frente al RUL real en la colada E22.

En el caso de las coladas con presencia de obstrucción se seleccionaron las coladas O2 con grado medio, O6 con grado alto y O12 con grado bajo; en las Figuras 24, 25 y 26 se muestra el comportamiento de las mismas, que al igual que en caso de las coladas con presencia de erosión, la herramienta de pronóstico del RUL de la SR

Capítulo 2. Diseño de una herramienta para el pronóstico de tiempo de vida útil restante de válvulas Asta-Tapón

logró una estimación aceptable en comparación con el RUL real de la colada correspondiente.

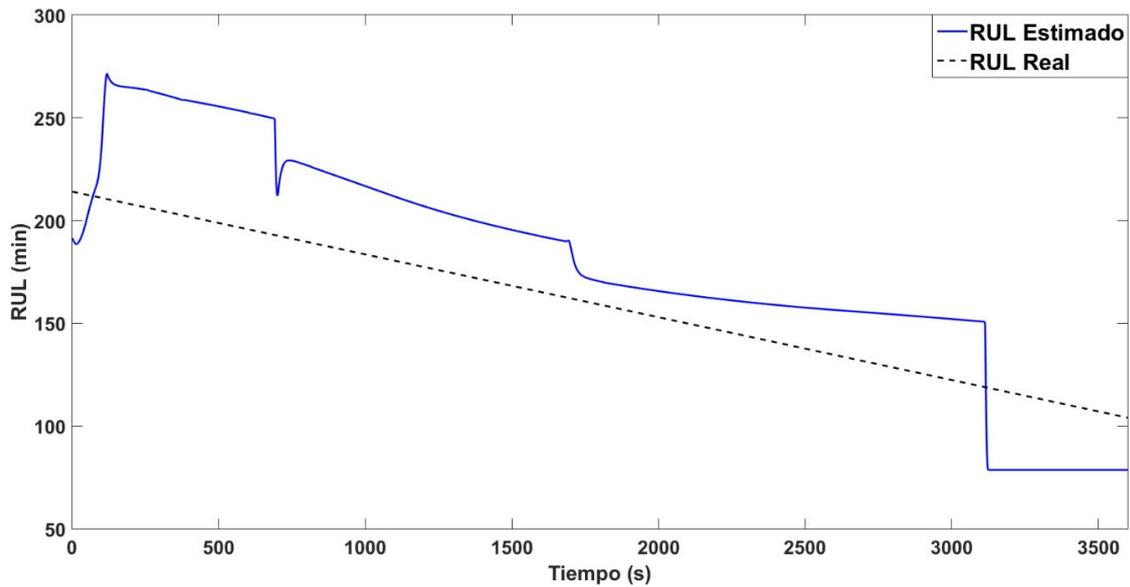


Figura 24 Comportamiento del RUL estimado frente al RUL real en la colada O2.

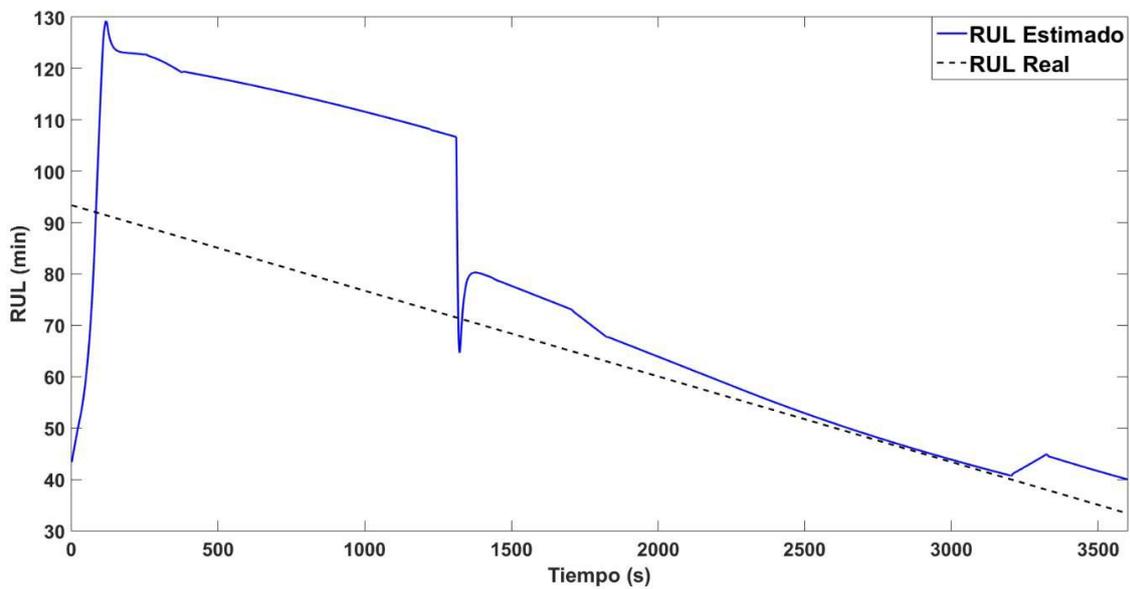


Figura 25 Comportamiento del RUL estimado frente al real en la colada O6.

Capítulo 2. Diseño de una herramienta para el pronóstico de tiempo de vida útil restante de válvulas Asta-Tapón

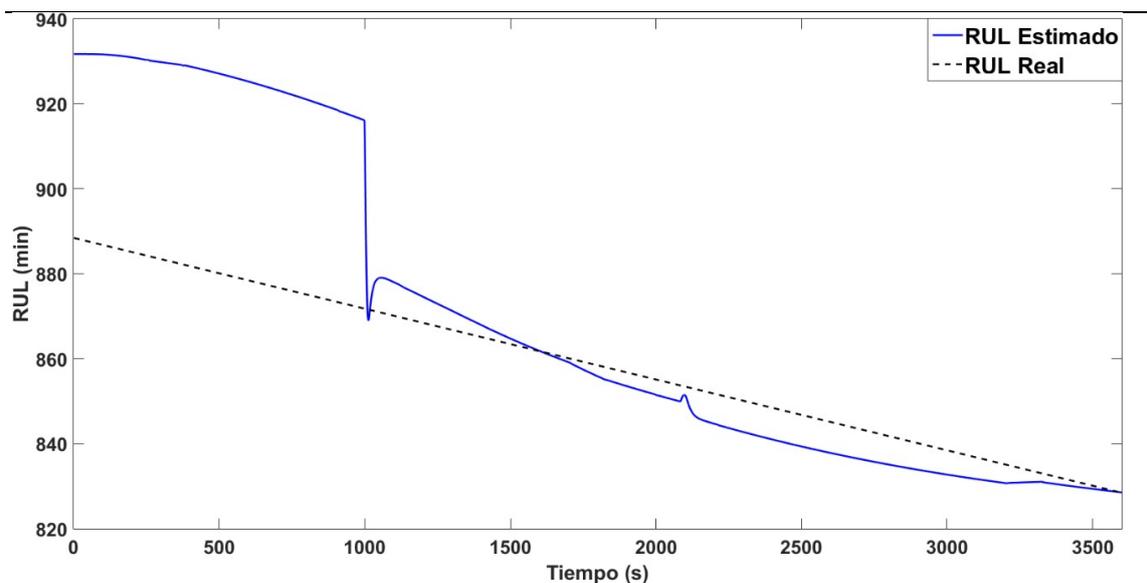


Figura 26 Comportamiento del RUL estimado frente al real en la colada O12.

Después de analizar los gráficos presentados en las Figuras 21, 22, 23, 24, 25 y 26 se puede concluir que el modelo ANFIS obtenido, realizó una estimación aparentemente aceptable, ya que la curva que representa el RUL *Estimado* tiene un buen ajuste respecto a la curva que representa el RUL *Real* principalmente en la última media hora de la simulación.

Para un análisis más completo de la precisión del modelo propuesto se pasó a calcular dos indicadores de desempeño conocidos como Error Cuadrático Medio (RMSE, en inglés *Root Mean Square Error*) y Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE, en inglés *Root Mean Square Error*), los cuales son representativos del error de forma absoluta y porcentual respectivamente. En la Tabla 5 se muestran los valores de MAPE y RMSE de las coladas seleccionadas para la evaluación de desempeño.

Capítulo 2. Diseño de una herramienta para el pronóstico de tiempo de vida útil restante de válvulas Asta-Tapón

Tabla 4 MAPE y RMSE de las coladas seleccionadas para la evaluación de desempeño.

EVENTOS	CONJUNTO	INDICADORES DE DESEMPEÑO	
		MAPE (%)	RMSE (MIN)
E7	ENTRENAMIENTO	3,3	17,8
E8	TEST	1,7	17,9
E22	ENTRENAMIENTO	20,7	13,9
O2	CHEQUEO	16,6	23,9
O6	CHEQUEO	16,0	15,9
O12	TEST	2,9	16,7
PROMEDIO		10,2	17,7

Este análisis, basado en los indicadores MAPE y RMSE para la población seleccionada en el proceso de validación, arrojó como resultados que la herramienta presenta un error absoluto en términos porcentuales que está en el intervalo [1.7 %; 20.7 %] con una media de 10.2 %, mientras que la magnitud del error que representa el RMSE está comprendido en el intervalo [13.9 min; 23.9 min] con una media de 17.7 minutos y por tanto se corrobora.

CONCLUSIONES

En este trabajo se presentó el procedimiento seguido con el propósito de obtener un modelo ANFIS para el pronóstico de la vida útil restante de la válvula asta-tapón utilizada en la máquina de vaciado continuo de acero, ante perturbaciones lentas como son la erosión y la obstrucción que están estrechamente relacionadas con cambios en el punto de operación de la SR. A partir de la valoración efectuada dentro del marco teórico relativo al MLC y al campo del pronóstico de fallos, en relación con el caso de estudio y las transformaciones de la válvula asta-tapón, se establece la importancia de emplear herramientas híbridas de inteligencia artificial como el ANFIS, para identificar los fenómenos antes mencionados y estimar el RUL de la SR, por lo que se enuncian las siguientes conclusiones:

- Se comprobó en una nueva aplicación para el MLC, que las variables *Ganancia_SR* y *Cambio_SR* son representativas de la erosión y la obstrucción.
- Se realizó una cuidadosa selección de los datos basada en un muestreo intencionado, para realizar la clasificación de los eventos de acuerdo al desplazamiento del punto de operación de la SR en cada colada.
- Se logró establecer un modelo ANFIS con estrategia de entrenamiento combinada, que permite estimar el RUL de la SR, presente en el sistema MLC del vaciado continuo de ACINOX Las Tunas.
- Se demostró, a escala de simulación, que el modelo propuesto tiene una precisión de 89.8 %, para ello se realizaron 6 corridas utilizando coladas con válvula erosionada y obstruida, en bajo, medio y alto grado, garantizándose que los grupos de entrenamiento test y chequeo tuvieran datos de las diferentes categorías.
- Una futura implementación de la propuesta se debe basar en un entrenamiento combinado del modelo, lo que sería muy conveniente para mantener una buena precisión del sistema de inferencia borroso utilizando nuevos datos del proceso.

BIBLIOGRAFÍAS

- [1] R. A. M.A. Barrón, J. González, E. Meléndez, "Model-based control of mold level in a continuous steel caster under model uncertainties," *Control Engineering Practice*, vol. 6, no. 2, pp. 191-196, February 1998 1998.
- [2] S. A. E. Buxton, "Electrical drives and automation for continuous casting of steel," *Electronics and Power*, vol. 21, no. 20, pp. 1131-1134, November 1975.
- [3] Guillermo González Yero, Mercedes Ramírez Mendoza, and B. L. R. Téllez, "Modeling of Mould Level Control in a Continuous Casting for steel billets," *Revista Iberoamericana de Automática eInformática Industrial (RIAI)*, vol. 11, no. 1, pp. 44-53, Jan-Mar. 2014.
- [4] Y. E. R. Domínguez, "Evaluación de estrategias de control adaptable para la regulación de nivel en un molde de vaciado continuo," Tesis de Diploma, Fac. de Ing. Eléctrica, Universidad de Oriente, 2008.
- [5] J. Madias, "Sistemas de control de procesos en la acería," *Acero Latinoamericano*, no. 566, pp. 40-53, 2018.
- [6] R. R. Leyva, "Sistema neuro difuso para estimar la ganancia de la válvula en el control de nivel en molde de vaciado continuo." Reynier Ramírez Leyva., "Diploma, Universidad de Oriente, 2018.
- [7] Guillermo González Yero, Liset Mayo Martí, and M. R. Mendoza, "Aplicación de un PID no lineal robusto con dos grados de libertad para controlar la temperatura en el Horno de Laminación de Acinox Las Tunas" presented at the II Convención Internacional de Ciencias Técnicas, Santiago de Cuba, Cuba, 2016.
- [8] Guillermo González Yero, Liset Mayo Martí, and M. R. Mendoza, "Automatización del Laminador de Barras de Acero de Las Tunas," presented at the XVII Congreso Metalúrgico, II Convención Internacional CUBAINDUSTRIA 2016, La Habana, Cuba, 2016.
- [9] Lis Beatriz Govea Moreno and G. G. Y. Mercedes Ramírez Mendoza, "Análisis de estabilidad del sistema de control borroso adaptable del proceso de vaciado continuo de acero de ACINOX – Las Tunas," *Universidad Antonio Nariño - Revista Facultades de Ingeniería*, vol. 5, no. 9, pp. 10-14, julio-diciembre 2014.
- [10] G. G. Yero, "Proceso Avanzado y Adaptable de la Regulación de Nivel en Molde en una Colada Continua," Cuba, 2003.
- [11] G. G. Yero, "MODELADO Y CONTROL DE NIVEL EN UN MOLDE DE VACIADO CONTINUO," Universidad de Oriente, 2017.
- [12] E. Arias, "Adaptación borrosa en el vaciado continuo de acero en Acinox Las Tunas," Tesis de diploma, Fac. de Ing. Eléctrica, Universidad de Oriente, 2011.
- [13] M. R. M. G.G. Yero, E.A. Nuñez, "Modelado y control con adaptación borrosa del nivel en el vaciado continuo de palanquillas de acero," in *XVI Congreso Metalúrgico, Cubaindustria 2014*, La Habana, Cuba, 2014, pp. 1-9.

- [14] T. Salunkhe, N. Jamadar, and S. Kivade, "Prediction of Remaining Useful Life of mechanical components-a Review," *International Journal of Engineering Science and Innovative Technology (IJESIT)*, vol. 3, no. 6, pp. 125-135, 2014.
- [15] K. Medjaher, D. A. Tobon-Mejia, and N. Zerhouni, "Remaining useful life estimation of critical components with application to bearings," vol. 61, no. 2, pp. 292-302, 2012.
- [16] C. Sankavaram *et al.*, "Model-based and data-driven prognosis of automotive and electronic systems," in *2009 IEEE international conference on automation science and engineering*, 2009, pp. 96-101: IEEE.
- [17] M. Wen, E. H. Jordan, and M. Gell, "Remaining life prediction of thermal barrier coatings based on photoluminescence piezospectroscopy measurements," 2006.
- [18] Z. Tian, "An artificial neural network method for remaining useful life prediction of equipment subject to condition monitoring," vol. 23, no. 2, pp. 227-237, 2012.
- [19] K. Medjaher, D. A. Tobon-Mejia, and N. J. I. T. o. R. Zerhouni, "Remaining useful life estimation of critical components with application to bearings," vol. 61, no. 2, pp. 292-302, 2012.
- [20] C. Chen, G. Vachtsevanos, M. E. J. M. S. Orchard, and S. Processing, "Machine remaining useful life prediction: An integrated adaptive neuro-fuzzy and high-order particle filtering approach," vol. 28, pp. 597-607, 2012.
- [21] R. Tavakoli, A. Sharifara, and M. Najafi, "Artificial neural networks and adaptive neuro-fuzzy models to predict remaining useful life of water pipelines," in *World Environmental and Water Resources Congress 2020: Water, Wastewater, and Stormwater and Water Desalination and Reuse*, 2020, pp. 191-204: American Society of Civil Engineers Reston, VA.
- [22] S. A. Razavi, T. A. Najafabadi, and A. Mahmoodian, "Remaining Useful Life Estimation Using ANFIS Algorithm: A Data-Driven Approach for Prognostics," in *2018 Prognostics and System Health Management Conference (PHM-Chongqing)*, 2018, pp. 522-526: IEEE.
- [23] I. Garzón, "Control borroso adaptable del Proceso de vaciado continuo de ACINOX Las Tunas," Tesis de Diploma, , 2010.
- [24] L. Bergman, "Measurement prediction and control of steel flows in the casting nozzle and mould," Master Master's Thesis, Department of Chemical Engineering and Geosciences, Lulea University of Technology, Luleå, Suecia, 2006.
- [25] R. F. Lubomír Smutný, Antonín Víteček, Dalibor Kačmář, "Mould Level Control for the Continuous Steel Casting," in *16th IFAC World Congress in Prague*, Praha, Czech Republic, 2005: IFAC.
- [26] E. y. O. C. Milego, "Erosión por partículas sólidas con pérdida total de espesor en paneles de caldera," *Anuales de Mecánica de la factura 28*, vol. 2, 2011.
- [27] K. L. Jouni Ikaheimonen, Jari Ruuska, Jarkko Matkala, "Nozzle clogging prediction in continuous casting of steel," in *15th IFAC World Congress, 2002 Barcelona*, Spain, 2002, vol. Volume #15: IFAC.

- [28] J. Schuurmans. (2011, 5 de octubre). *Continuous casting and mould level control*. Available: <http://www.dcsc.tudelft.nl/~wb2421/process.pdf>
- [29] B. G. T. K.G. Rackers, "Clogging in Continuous Casting Nozzles," in *78th Steelmaking Conference Proceedings*, , Warrendale, PA, 1995, vol. 78, pp. 723-734: Iron and Steel Society.
- [30] J. Sikorska, M. Hodkiewicz, L. J. M. s. Ma, and s. processing, "Prognostic modelling options for remaining useful life estimation by industry," vol. 25, no. 5, pp. 1803-1836, 2011.
- [31] ISO, "Condition Monitoring and Diagnostics of Machines Prognostics Part1: General Guidelines," ed: International Standards Organisation, 2004.
- [32] J. Sikorska, M. Hodkiewicz, and L. Ma, "Prognostic modelling options for remaining useful life estimation by industry," *Mechanical systems and signal processing*, vol. 25, no. 5, pp. 1803-1836, 2011.
- [33] D. A. Tobon-Mejia, K. Medjaher, and N. Zerhouni, "The ISO 13381-1 standard's failure prognostics process through an example," in *2010 Prognostics and System Health Management Conference*, 2010, pp. 1-12: IEEE.
- [34] S. J. Engel, B. J. Gilmartin, K. Bongort, and A. Hess, "Prognostics, the real issues involved with predicting life remaining," in *2000 IEEE Aerospace Conference. Proceedings (Cat. No. 00TH8484)*, 2000, vol. 6, pp. 457-469: IEEE.
- [35] A. Hess, G. Calvello, P. Frith, S. Engel, and D. Hoitsma, "Challenges, issues, and lessons learned chasing the "Big P": real predictive prognostics part 2," in *2006 IEEE Aerospace Conference*, 2006, pp. 1-19: IEEE.
- [36] J. Luo, M. Namburu, K. Pattipati, L. Qiao, M. Kawamoto, and S. Chigusa, "Model-based prognostic techniques [maintenance applications]," in *Proceedings AUTOTESTCON 2003. IEEE Systems Readiness Technology Conference.*, 2003, pp. 330-340: IEEE.
- [37] W. Wu, J. Hu, and J. Zhang, "Prognostics of machine health condition using an improved ARIMA-based prediction method," in *2007 2nd IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications*, 2007, pp. 1062-1067: IEEE.
- [38] T. Brotherton, P. Grabill, D. Wroblewski, R. Friend, B. Sotomayer, and J. Berry, "A testbed for data fusion for engine diagnostics and prognostics," in *Proceedings, IEEE Aerospace Conference*, 2002, vol. 6, pp. 6-6: IEEE.
- [39] S. Katipamula and M. R. Brambley, "Methods for fault detection, diagnostics, and prognostics for building systems—a review, part I," *Hvac&R Research*, vol. 11, no. 1, pp. 3-25, 2005.
- [40] S. Lewis and T. Edwards, "Smart sensors and system health management tools for avionics and mechanical systems," in *16th DASC. AIAA/IEEE Digital Avionics Systems Conference. Reflections to the Future. Proceedings*, 1997, vol. 2, pp. 8.5-1: IEEE.
- [41] A. E. Smith, D. W. Coit, and Y.-C. Liang, "A neural network approach to condition based maintenance: case study of airport ground transportation vehicles," *IMA Journal of Management Mathematics on Maintenance, Replacement and Reliability*, 2003.

- [42] P. Baruah and R. B. Chinnam*, "HMMs for diagnostics and prognostics in machining processes," *International Journal of Production Research*, vol. 43, no. 6, pp. 1275-1293, 2005.
- [43] A. Heng, A. C. Tan, J. Mathew, N. Montgomery, D. Banjevic, and A. K. Jardine, "Intelligent condition-based prediction of machinery reliability," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 23, no. 5, pp. 1600-1614, 2009.
- [44] G. J. Vachtsevanos, F. Lewis, A. Hess, and B. Wu, *Intelligent fault diagnosis and prognosis for engineering systems*. Wiley Hoboken, 2006.
- [45] C. L. Ramsey, J. A. Reggia, D. S. Nau, and A. Ferrentino, "A comparative analysis of methods for expert systems," *International journal of man-machine studies*, vol. 24, no. 5, pp. 475-499, 1986.
- [46] T. Biagetti and E. J. E. Sciubba, "Automatic diagnostics and prognostics of energy conversion processes via knowledge-based systems," vol. 29, no. 12-15, pp. 2553-2572, 2004.
- [47] A. K. Garga *et al.*, "Hybrid reasoning for prognostic learning in CBM systems," in *2001 IEEE Aerospace Conference Proceedings (Cat. No. 01TH8542)*, 2001, vol. 6, pp. 2957-2969: IEEE.
- [48] A. K. Jardine and A. H. Tsang, *Maintenance, replacement, and reliability: theory and applications*. CRC press, 2005.
- [49] A. D. S. Carter, *Mechanical reliability*. Macmillan International Higher Education, 2016.
- [50] K. Gregor, I. Danihelka, A. Graves, D. J. Rezende, and D. J. a. p. a. Wierstra, "Draw: A recurrent neural network for image generation," 2015.
- [51] L. Burke and J. P. Ignizio, "A practical overview of neural networks," *Journal of Intelligent Manufacturing*, vol. 8, no. 3, pp. 157-165, 1997.
- [52] M. T. Hagan and M. B. Menhaj, "Training feedforward networks with the Marquardt algorithm," *IEEE transactions on Neural Networks*, vol. 5, no. 6, pp. 989-993, 1994.
- [53] M. A. Herzog, T. Marwala, and P. S. Heyns, "Machine and component residual life estimation through the application of neural networks," *Reliability Engineering & System Safety*, vol. 94, no. 2, pp. 479-489, 2009.
- [54] G. Levi and T. Hassner, "Age and gender classification using convolutional neural networks," in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition workshops*, 2015, pp. 34-42.
- [55] S. G. Pierce, K. Worden, and A. Bezazi, "Uncertainty analysis of a neural network used for fatigue lifetime prediction," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 22, no. 6, pp. 1395-1411, 2008.
- [56] G. Chryssolouris, M. Lee, and A. Ramsey, "Confidence interval prediction for neural network models," *IEEE Transactions on neural networks*, vol. 7, no. 1, pp. 229-232, 1996.
- [57] D. Lowe and C. Zapart, "Point-wise confidence interval estimation by neural networks: A comparative study based on automotive engine calibration," *Neural Computing & Applications*, vol. 8, no. 1, pp. 77-85, 1999.
- [58] C. K. Pang, F. L. Lewis, T. H. Lee, and Z. Y. Dong, *Intelligent diagnosis and prognosis of industrial networked systems*. CRC Press, 2017.

- [59] M. J. E. F. A. Kutyłowska, "Neural network approach for failure rate prediction," vol. 47, pp. 41-48, 2015.
- [60] L. A. Zadeh, "Fuzzy Sets," *Universidad de California*, 1965.
- [61] A. J. Barragán, "Síntesis de Sistemas de Control Borroso Estables por Diseño," Tesis Doctoral, Departamento de Ingeniería Electrónica, de Sistemas Informáticos y Automática, Universidad de Huelva, 2009.
- [62] R. Haber, "Control Borroso," *Dpto. de control automático*, Monografía 1992.
- [63] G. G. Yero, M. R. Mendoza, and P. Albertos, "Robust nonlinear adaptive mould level control for steel continuous casting," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 51, no. 25, pp. 164-170, 2018.
- [64] G. G. Yero, "Modelado y control de nivel en un molde de vaciado continuo," PhD PhD, Departamento de Control Automático, , Universidad de Oriente. Cuba, Editorial Universitaria, 2017.
- [65] B. M. Del Brío and A. S. Molina, *Redes neuronales y sistemas difusos Bonifacio Martín del BRío, Alfredo Sanz Molina*. Alfaomega Ra-Ma, 2002.
- [66] A. S. M. Bonifacio Martín del Brío, *Redes neuronales y sistemas difusos*. 1997.

ANEXOS

ANEXO 1 PARADAS DE LA ACERÍA DESDE EL 2012 AL 2016 POR PERTURBACIONES AL MLC.

PERTURBACIONES AL MLC	FRECUENCIA ABSOLUTA POR AÑO				
	2017	2018	2019	2020	2021
EROSIÓN Y OBSTRUCCIÓN	41.0	88.0	57.0	14.0	39.0
CAMBIOS EN LA VELOCIDAD DE VACIADO	48.0	28.0	35.0	12.0	38.0
CAMBIOS ABRUPTOS EN LA SR	2.0	6.0	12.0	1.0	4.0
VARIACIÓN DEL NIVEL EN LA ARTESA	0.0	0.0	0.0	2.0	0.0
RUIDO DEL SISTEMA DE MEDICIÓN	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
OSCILACIÓN DEL MOLDE	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0

ANEXO 2 RESUMEN DE REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA ACERCA DEL RUL.

AÑO	AUTOR(ES)	TÍTULO	APLICACIÓN
2006	Wen, Mei Jordan, Eric H Gell, Maurice	Predicción de la vida restante de los recubrimientos de barrera térmica basada en mediciones piezospectroscópicas de fotoluminiscencia	Barrera térmica
2009	Sankavaram, Chaitanya Pattipati, Bharath Kodali	Pronóstico basado en modelos y basado en datos de sistemas automotrices y electrónicos	Sistemas automotrices y electrónicos
2018	Sivalingam, Krishnamoorthi Sepulveda, Marco Spring, Mark Davies, Peter	Una revisión y desarrollo de metodología para la predicción de la vida útil restante de convertidores de energía de turbinas eólicas flotantes y fijas en alta mar con perspectiva de tecnología de gemelos digitales	Turbinas eólicas
2012	Tian, Zhigang	Un método de red neuronal artificial para la predicción de la vida útil remanente de equipos sujetos a monitoreo de condición	Rodamientos
2012	Chen, Chaochao Vachtsevanos, George Orchard, Marcos	Predicción de la vida útil restante de la máquina: un enfoque de filtrado de partículas de alto orden y neuro-difuso adaptativo integrado	Engranaje planetario
2012	Medjaher, Kamal Tobon-Mejia, Diego Alejandro Zerhouni, Noureddine	Estimación de vida útil remanente de componentes críticos con aplicación a rodamientos	Rodamientos
2015	Javed, Kamran Gouriveau, Rafael Zerhouni, Noureddine Hissel, Daniel	Mejora de la precisión de los pronósticos a largo plazo de la pila de PEMFC para estimar la vida útil restante	Baterías
2018	Razavi, Seyed Ali Najafabadi, Tooraj Abbasian Mahmoodian, Ali	Estimación de la vida útil restante utilizando el algoritmo ANFIS: un enfoque basado en datos para pronósticos	Motores de aviones
2019	Miao, Huihui Li, Bing Sun, Chuang Liu, Jie	Aprendizaje conjunto de evaluación de degradación y predicción de RUL para motores aeronáuticos a través de redes LSTM profundas de doble tarea	Motores de aviones
2020	Y Yu, C Hu, X Si, J Zheng, J Zhang	Redes Bi-LSTM promediadas para pronósticos RUL con conjuntos de datos etiquetados sin ciclo de vida	Baterías de litio
2020	K Park, Y Choi, WJ Choi, HY Ryu, H Kim	Predicción de la vida útil restante de la batería basada en LSTM con perfiles de carga multicanal	Baterías
AÑO	AUTOR(ES)	TÍTULO	APLICACIÓN

2020	Tavakoli, Razieh Sharifara, Ali Najafi, Mohammad	Redes neuronales artificiales y modelos neurodifusos adaptativos para predecir la vida útil restante de las tuberías de agua	Conductos de agua potable
2020	Srikanth, Ishwarya Arockiasamy, Madasamy	Modelos de deterioro para la predicción de la vida útil remanente de puentes de madera y hormigón: una revisión	Obras civiles
2022	J Luo, X Zhang	Red neuronal convolucional basada en el mecanismo de atención y Bi-LSTM para la predicción de la vida restante de los rodamientos	Rodamientos

**ANEXO 3 MUESTRA DE COLADAS CON PRESENCIA DE EROSIÓN DEL
MLC DE ACINOX LAS TUNAS.**

NÚMERO DE COLADA	FECHA	TIPO DE ACERO	HORA DE VACIADO		CAMBIO DE LA POSICIÓN DE LA SR	CLASIFICACIÓN
			Inicio	Final		
1	13/07/2013	FE500	11:16	13:06	-4	Bajo
2	17/07/2013	SAE1018	5:50	7:30	-4	Bajo
3	13/09/2013	SAE1039	14:55	16:27	-13	Medio
4	23/07/2013	SAE1018	4:21	6:05	-3	Bajo
5	21/07/2013	SAE1026	14:40	16:19	-2	Bajo
6	21/08/2013	FE500	3:14	4:49	-10	Medio
7	21/08/2013	FE500	3:49	5:16	-23	Alto
8	23/08/2013	FE500	5:08	6:40	-1	Bajo
9	25/08/2013	FE500	1:47	3:30	-1	Bajo
10	25/08/2013	FE500	3:30	5:43	-9	Medio
11	26/08/2013	FE500	15:53	17:45	-4	Bajo
12	26/07/2013	SAE1026	11:06	12:57	-2	Bajo
13	12/09/2013	SAE1039	10:38	12:06	-8	Medio
14	15/09/2013	SAE1039	14:09	15:37	-6	Bajo
15	08/10/2013	SAE1022	2:03	3:46	-10	Bajo
16	27/09/2013	SAE1039	13:56	15:44	-4	Bajo
17	08/10/2013	SAE1022	2:46	4:34	-7	Bajo
18	08/10/2013	SAE1022	19:17	21:06	-10	Medio
19	10/11/2013	FE500	1:58	4:01	-2	Bajo
20	13/11/2013	SAE1039	16:54	18:44	-11	Medio
21	23/11/2013	SAE1021	13:11	14:41	-4	Bajo
22	14/12/2013	FeE500S	8:25	9:52	-13	Medio
23	17/12/2013	SAE1021	14:58	16:29	-6	Bajo
24	21/08/2013	FE500	3:49	5:16	-15,4	Alto

**ANEXO 4 MUESTRA DE COLADAS CON PRESENCIA DE OBSTRUCCIÓN
DEL MLC DE ACINOX LAS TUNAS.**

NÚMERO DE COLADA	FECHA	TIPO DE ACERO	HORA DE VACIADO		CAMBIO DE LA POSICIÓN DE LA SR	CLASIFICACIÓN
			Inicio	Final		
1	18/07/2013	SAE1026	11:30	12:05	22	Alto
2	23/07/2013	SAE1018	6:05	8:01	7	Medio
3	30/11/2013	SAE1023	5:36	7:03	2	Bajo
4	25/07/2013	SAE1026	10:56	12:40	3	Bajo
5	27/07/2013	SAE1015	12:02	12:55	25	Alto
6	28/07/2013	SAE1023	11:11	12:26	16	Alto
7	07/08/2013	SAE1022	14:26	16:07	6	Bajo
8	23/08/2013	FE500	1:33	3:24	6	Bajo
9	29/09/2013	SAE1022	9:54	11:32	3	Bajo
10	29/10/2013	FE500	8:13	9:38	18	Medio
11	28/11/2013	SAE1023	2:32	4:11	2	Bajo
12	28/11/2013	SAE1021	10:20	12:05	2	Bajo
13	28/11/2013	SAE1021	12:05	13:45	5	Bajo
14	28/11/2013	SAE1021	12:05	13:45	10	Medio
15	30/11/2013	SAE1023	2:06	3:45	3	Bajo
16	01/12/2013	SAE1023	6:45	8:14	5	Bajo

No.	Día	Colada	Tipo de acero	Hora de vaciado		Modelo	R2
				Inicio	Final		
1	18/07/2013	1249	SAE1026	11:30	12:05	$y = 0.0058t$	96,62
2	23/07/2013	1288	SAE1018	6:05	8:01	$y = 0.0018t$	92,19
3	30/11/2013	2078	SAE1023	5:36	7:03	$y = 0.0004t$	81,03
4	25/07/2013	1306	SAE1026	10:56	12:40	$y = 0.0008t$	84,66
5	27/07/2013	1322	SAE1015	12:02	12:55	$y = 0.0074t$	85,26
6	28/07/2013	1330	SAE1023	11:11	12:26	$y = 0.003t$	77,03
7	07/08/2013	1374	SAE1022	14:26	16:07	$y = 0.002t$	92,28
8	23/08/2013	1474	FE500	1:33	3:24	$y = 0.0016t$	96,12

9	29/09/2013	1712	SAE1022	9:54	11:32	$y = 0.0012t$	85,46
10	29/10/2013	1885	FE500	8:13	9:38	$y = 0.0032t$	94,05
11	28/11/2013	2058	SAE1023	2:32	4:11	$y = 0.0008t$ $+ 0.7654$	73,55
12	28/11/2013	2061	SAE1021	10:20	12:05	$y = 0.0006t$	93,15
13	28/11/2013	2062	SAE1021	12:05	13:45	$y = 0.0014t$	78,68
14	28/11/2013	2062	SAE1021	12:05	13:45	$y = 0.002t$	95,89
15	30/11/2013	2076	SAE1023	2:06	3:45	$y = 0.0006t$ $- 1.3791$	72,61
16	01/12/2013	2087	SAE1023	6:45	8:14	$y = 0.001t$	87,6